

ГОСУДАРСТВЕННЫЙ КОМИТЕТ СВЯЗИ, ИНФОРМАТИЗАЦИИ И
ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН
ТАШКЕНТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

На правах рукописи

УДК 621.37

МАХМАНОВ ОРИФ КУДРАТОВИЧ

Алгоритмические и программные средства цифровой обработки
изображений на основе вейвлет-функций

Специальность: 5А330204– Информационные системы
диссертация
на соискание академической степени магистра

Научный руководитель:
к.т.н., доцент Хамдамов У. Р.

ГОСУДАРСТВЕННЫЙ КОМИТЕТ СВЯЗИ, ИНФОРМАТИЗАЦИИ И
ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ РЕСПУБЛИКИ
УЗБЕКИСТАН

ТАШКЕНТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ
ТЕХНОЛОГИЙ

Факультет: Информационных технологий

Кафедра: Информационных технологий

Учебный год: 2012-2013

Автор диссертации: Махманов О.К.

Научный руководитель: к.т.н., доцент
Хамдамов У. Р.

Специальность: 5А330204 – Информационные
системы

АННОТАЦИЯ К МАГИСТЕРСКОЙ ДИССЕРТАЦИИ

С прогрессом средств вычислительной техники и широким распространением мультимедиа контента всё большая часть информации в вычислительных системах представляется в виде цифровых изображений. Поэтому проблема улучшения алгоритмов сжатия изображений достаточно актуальна.

Целью диссертационной работы является исследование алгоритмов сжатия цифровых изображений на основе дискретного ортогонального вейвлет преобразования и разработка информационной системы оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами, базирующегося на мультимедийные контенты.

Объектом исследования диссертационной работы является информационные системы, ориентированные на дистанционное обучение на основе мультимедийных интерактивных уроков, то есть аудио-видео информации. Предмет диссертационного исследования является методы обработки и сжатие изображений на основе вейвлет-преобразования для получения мультимедийные информации с наименьшими размерами.

Теоретическую основу проведенных исследований составляют теории информации, теории цифровых обработки сигналов, обобщенные

спектральные методы, теория рядов и матриц, теория вейвлет функций и преобразований, а также теория параллельных вычислительных процессов.

Научная новизна проведенных исследований заключается в том что:

- разработан алгоритм обработки изображений на основе кодирования локальных однородных областей с использованием дискретных ортогональных вейвлет преобразований;

- разработан алгоритм обработки мультимедийных данных и информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению, базирующегося на мультимедийные контенты.

Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, библиографического списка из 29 наименований и приложения.

Содержание работы изложено в 90 страницах текста.

В результате диссертационного исследования предложен алгоритм обработки и сжатие изображений, который позволяет получить мультимедийные данные с наименьшими размерами и разработана информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами.

Научный руководитель: _____

Автор диссертации: _____

THE STATE COMMITTEE FOR COMMUNICATION,
INFORMATIZATION AND TELECOMMUNICATION TECHNOLOGIES OF THE
REPUBLIC OF UZBEKISTAN

TASHKENT UNIVERSITY OF INFORMATION TECHNOLOGIES

Faculty: Information technology

Undergraduate: Makhmanov O.K.

Chair: Information technology

Scientific advisor: PhD., docent Hamdamov U. R.

The academic year: 2012-2013

Specialty: 5A330204 – Information systems

SUMMARY TO MASTER'S THESIS

With the progress of computer technology and the wide distribution of multimedia content more and more of the information in computer systems is in the form of digital images. Therefore, the problem of image compression algorithms improve sufficiently relevant.

The aim of the thesis is to study the digital image compression algorithm based on orthogonal discrete wavelet transformation and development of an information system to provide interactive services on distance education and the management of electronic resources, based on multimedia content.

The object of study of the thesis is the information systems focused on distance learning through interactive multimedia lessons, then there is an audio-visual media. The subject of the dissertation research is the methods of processing and image compression based on wavelet transform for multimedia information with the smallest dimensions.

The theoretical basis of the research are information theory, the theory of digital signal processing, generalized spectral methods, theory of series and matrices, the theory of functions and wavelet transforms, and the theory of parallel computing processes.

Scientific novelty of the research lies in the fact that:

- Developed image processing algorithm based on the coding of local homogeneous regions using orthogonal discrete wavelet transformation;

- The algorithm of multimedia data processing and information system to provide interactive services for distance learning, based on multimedia content.

The thesis consists of an introduction, three chapters, conclusion, bibliography of 29 titles and applications. The content of the work described in 90 pages of text.

As a result of the dissertation research algorithm processing and image compression, which allows you to receive multimedia data with the smallest dimensions and developed an information system to provide interactive services on distance education and the management of electronic resources.

Scientific advisor: _____

Undergraduate: _____

СОДЕРЖАНИЕ

	Введение	3
Глава I.	Обзор методов цифровой обработки изображений	10
1.	Цифровые сигналы и представление цифровых изображений...	10
2.	Основы цифровых обработки сигналов и изображений.....	14
3.	Методы цифровых обработки изображений на основе вейвлет-функций.....	19
	Основные результаты и выводы по первой главе	30
Глава II.	Алгоритмические средства обработки изображений	32
1.	Основы вейвлет-преобразований сигналов и изображений.....	32
2.	Классификация методов сжатия и их основные характеристики..	38
3.	Алгоритмы сжатия изображений с потерями и без потерь.....	60
	Основные результаты и выводы по второй главе	63
Глава III.	Программные средства цифровой обработки изображений ...	64
1.	Обработка изображений на базе математического пакета MATLAB.....	64
2.	Программный комплекс оказания интерактивных услуг по обучению на основе мультимедийных данных	67
3.	Структура и алгоритм работы информационной системы.....	71
4.	Подсистема обработки изображений на базе вейвлет–Хаара	77
	Основные результаты и выводы по третьей главе	79
	Заключение	81
	Список литературы	83
	Приложение	86

Введение

Обоснование темы диссертационной работы и его актуальность.

На сегодняшний день определены основные задачи дальнейшего внедрения и развития информационно-коммуникационных технологий в Республике Узбекистан согласно Постановлением Президента Республики Узбекистан «О мерах по дальнейшему внедрению и развитию современных информационно-коммуникационных технологий» от 21 марта 2012 г. № ПП-1730.

Основными задачами дальнейшего внедрения и развития информационно-коммуникационных технологий в соответствии постановлением являются[3]:

обеспечение формирования Национальной информационной системы на основе поэтапной интеграции информационных систем государственных органов;

создание информационных систем автоматизации деятельности государственных органов, позволяющих повысить оперативность и качество выполнения ими своих функций;

расширение перечня и улучшение качества интерактивных государственных услуг, предоставляемых государственными органами субъектам предпринимательства и населению, обеспечение широкого доступа к соответствующим информационным ресурсам;

обеспечение информационной безопасности Национальной информационной системы, защиты ее информационных систем и ресурсов.

Также утверждены Программа дальнейшего внедрения и развития информационно-коммуникационных технологий в Республике Узбекистан на 2012–2014 годы и перечень информационных систем органов государственного и хозяйственного управления, органов государственной власти на местах, интегрируемых в Национальную информационную систему в период 2012–2014 годов[1,3].

С прогрессом средств вычислительной техники и широким распространением мультимедиа контента всё большая часть информации в вычислительных системах представляется в виде цифровых изображений. Поэтому проблема улучшения алгоритмов сжатия изображений достаточно актуальна.

Сжатие изображений важно как для увеличения скорости передачи по сети, так и для эффективного хранения. С другой стороны, широкое использование цифровых изображений приводит к необходимости разработки средств их идентификации и защиты авторских прав. На сегодняшний день существует большое число методов цифрового маркирования изображений, решающих эту задачу. Однако, большинство методов не совместимы с методами сжатия изображений.

Для уменьшения объема графических данных используют большое число алгоритмов сжатия, к которым предъявляется много жёстких требований, как по объёму сжатого файла, качеству восстановленного изображения, так и по ресурсоёмкости самого алгоритма сжатия. К тому же из-за широкого развития сетевых технологий важно, чтобы методы сжатия позволяли постепенно «прорисовывать» изображение в процессе загрузки из сети.

Решение проблемы сжатия изображения использовало достижения и стимулировало развитие многих областей техники и науки.

Выявление структуры данных – ключевой аспект эффективного преобразования данных. Среди существующих алгоритмов сжатия можно выделить спектральные методы сжатия, фрактальные методы сжатия и методы сжатия на основе аппроксимаций.

Помимо JPEG, MPEG к спектральным методам сжатия относятся методы, основанные на вейвлет преобразовании. Данные вейвлет преобразования могут быть представлены в виде поддерева, которое может быть эффективно закодировано[9].

Возможен так же смешанный фрактально-вейвлетовый метод кодирования изображения, в котором вейвлет сжатию подвергаются однородные объекты, выделяемые на исходном изображении.

Однако существующие методы имеют следующие недостатки: невысокий коэффициент сжатия и, как правило, отсутствие механизмов защиты авторских прав в сохранённом изображении, а так же отсутствие возможности «постепенной» загрузки сжатого изображения из сети[6].

В связи с этим представляется актуальной задача разработки новых алгоритмов сжатия изображений с большим коэффициентом сжатия и включающих в себя механизмы защиты авторского права.

Объект и предмет исследования. Объектом исследования диссертационной работы являются информационные системы, ориентированные на дистанционное обучение на основе мультимедийных интерактивных уроков, то есть аудио-видео информации. Предмет диссертационного исследования является методы обработки и сжатие изображений на основе вейвлет-преобразования для получения мультимедийные информации с наименьшими размерами.

Цели и функции исследования. Целью диссертационной работы является исследование алгоритмов сжатия цифровых изображений на основе дискретного ортогонального вейвлет преобразования и разработка информационной системы оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами, базирующегося на мультимедийные контенты.

Основные задачи исследования. В соответствии с поставленной целью в работе формулируются и решаются следующие задачи:

- исследование основы цифровой обработки одномерных и двумерных сигналов;
- исследование алгоритмов сжатия изображений на основе дискретного ортогонального вейвлет преобразования, определение

оптимального дискретного ортогонального вейвлет преобразования различных базисов;

- разработка алгоритма обработки и трансляции мультимедийного контента информационной системы;

- разработка базы данных хранения и обработки мультимедийного контента информационной системы;

- разработка информационной системы оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами, базирующегося на мультимедийных контентях.

Краткий анализ литератур по теме диссертации. История спектрального анализа восходит к И. Бернулли, Эйлеру и Фурье, который впервые построил теорию разложения функций в тригонометрические ряды. Однако это разложение долгое время применялось как математический прием и не связывалось с какими-либо физическими понятиями. Основным средством анализа реальных физических процессов стал гармонический анализ, а математической основой анализа - преобразование Фурье[10,15].

Вейвлет-анализ является разновидностью спектрального анализа, в котором роль простых колебаний играют вейвлеты. Базисная вейвлетная функция – это некоторое "короткое" колебание, но не только. Понятие частоты спектрального анализа здесь заменено масштабом, а чтобы перекрыть "короткими волнами" всю временную ось, введен сдвиг функций во времени[16].

В системах реального времени, к которым относятся многоканальные системы управления и связи, классическая обработка сигналов спектральными методами чаще всего базируется на преобразование Фурье. Эффективность Фурье-преобразования дала толчок бурному развитию дискретных базисных систем, в основе которых лежит обобщенное преобразование Фурье по системам двоично-ортогональных базисных функций. К ним относятся базисы интегрального типа (Хармута,

Адамара-Уолша) и базисы с локальными свойствами (системы Хаара, вейвлет-функций). Для каждой системы базисных функций можно указать наиболее подходящую область применения, достоинства и недостатки. Следует, однако, отметить, что полученные на сегодняшний день результаты больше относятся к исследованию стационарных сигналов, частный спектр которых не меняется во времени[6].

Проблемам разработки алгоритмических и программных средств обработки двумерных сигналов и сжатие изображений, основанных на применении возможностей вейвлет-преобразований на базе кусочно-полиномиальных функций, посвящены работы ученых Ю.С.Завьялова, В.А.Василенко, М.М.Камилова, Т.Ф.Бекмуратова, М.М.Мусаева, С.Ф.Свиньина, В.Л.Мирошниченко, Б.И.Квасова, В.И.Воробьева, Г.Стренга, Х.Н.Зайниддинова, М.Исроилова, Х.Шодиметова и др.

Методы исследования. Теоретическую основу проведенных исследований составляют теории информации, теории цифровых обработки сигналов, обобщенные спектральные методы, теория рядов и матриц, теория вейвлет функций и преобразований, а также теория параллельных вычислительных процессов.

Теоретическая и практическая значимость работы заключается в следующем:

предложенный алгоритм обработки мультимедийных данных и информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению, базирующегося на мультимедийных контентах позволяет пользователям получить практические навыки по использованию информационных технологий через сети Интернет в режиме онлайн. Использование предложенного алгоритма также позволяет получить мультимедийные данные с наименьшими размерами.

Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на:

- Республиканской научно-технической конференции «Проблемы информационных технологий и телекоммуникации» Ташкент, 15-16 марта 2012 г.;
- VII всемирной конференции «Интеллектуальные системы для автоматизации промышленности - WCIS-2012», Ташкент, Узбекистан, 25-27 ноября 2012 г.;
- Республиканской научно-технической конференции молодых ученых, соискателей, магистрантов и студентов “Проблемы информационных технологий и телекоммуникации”, Ташкент, 14-15 марта 2013 г..

По материалам диссертации опубликовано 4 работы, в том числе свидетельства о регистрации программы №DGU 02635 от 19.11.2012 г.

Научная новизна проведенных исследований заключается в том что:

- разработан алгоритм обработки изображений на основе кодирования локальных однородных областей с использованием дискретных ортогональных вейвлет преобразований;

- разработан алгоритм обработки мультимедийных данных и информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению, базирующегося на мультимедийные контенты.

Краткое содержание диссертационной работы. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, библиографического списка из 30 наименований и приложения. Содержание работы изложено в 86 страницах текста.

В первой главе научной работы рассмотрены основные понятия теории обработки сигналов и приведены определение цифровых изображений. Также исследованы методы цифровых обработок изображений на основе вейвлет–функций, набор дискретных Вейвлет - функций, методы сжатие изображений без потерь и с потерями.

Во второй главе диссертационной работы рассмотрены основы вейвлет–преобразований сигналов и изображений. Приведены виды вейвлет–преобразований, такие как дискретные вейвлет–преобразование и непрерывные вейвлет–преобразование, а также исследованы алгоритмы сжатия изображений с потерями и без потерь. Приведены классификация методов сжатия и их основные характеристики, показаны отличительные особенности вейвлет–анализа, у которого можно использовать семейства функций, реализующих различные варианты соотношения неопределенности.

В третьей главе диссертационной работы разработана и предложена информационная система оказания интерактивных услуг по обучению на основе мультимедийных данных. Приведены основные возможности, структура информационной системы и алгоритмы обработки и воспроизведения мультимедийных данных. Создан баз данных информационной системы для хранения и обработки данных о тематиках, уроках, пользователях и заданиях. В процессе исследований, проведенной в настоящей работе, разработаны алгоритмы и программные средства для обработки и сжатия изображений с использованием вейвлет–функций.

Глава I. Обзор методов цифровой обработки изображений

1. Цифровые сигналы и представление цифровых изображений

Понятие сигнала. В технических отраслях знаний термин «сигнал» очень часто используется в широком смысловом диапазоне, без соблюдения строгой терминологии. Под ним понимают и техническое средство для передачи, обработки и использования информации, а по существу, материальный носитель определенного информационного сообщения; и физический процесс, представляющий собой материальное воплощение информационного сообщения – изменение какого–либо параметра носителя информации во времени, в пространстве или в зависимости от изменения значений каких–либо других аргументов; и форму представления данных в виде последовательности значений определенной скалярной величины, как правило – амплитуды, измеренной во времени; и смысловое содержание определенного физического состояния или процесса, как, например, сигналы светофора, звуковые предупреждающие сигналы и т.п[5].

Применительно к процессам регистрации и обработки результатов наблюдений, которые имеют место во всех областях науки и техники, понятие «сигнал» очень часто отождествляют с понятиями «данные» и «информация». Действительно, эти понятия взаимосвязаны и не существуют одно без другого, но относятся к разным категориям.

Информация (от латинского *informatio* – разъяснение, осведомление, изложение), наряду с материей и энергией, принадлежит к фундаментальным философским категориям естествознания. По определению Норберта Винера, основоположника кибернетики, «информация есть информация, а не материя или энергия»[11].

Сигнал – это информационная функция, несущая сообщение о физических свойствах, состоянии или поведении какой–либо физической

системы, объекта или среды, а цель обработки сигналов – извлечение сведений, которые отображены в этих сигналах и преобразование этой информации в форму, удобную для восприятия и использования[5].

С понятием сигнала неразрывно связан термин регистрации сигналов, использование которого также широко и неоднозначно, как и самого термина сигнал. В наиболее общем смысле под этим термином можно понимать операцию выделения информационного сигнала и его преобразования в форму, удобную для дальнейшего использования, обработки и восприятия. Так, при получении информации о физических свойствах каких-либо объектов под регистрацией сигнала понимают процесс измерения физических свойств объекта и перенос результатов измерения на материальный носитель сигнала или непосредственное энергетическое преобразование каких-либо материальных параметров объекта в информационные параметры материального носителя сигнала. Но так же широко термин регистрации сигналов используют и для процессов выделения уже сформированных сигналов, несущих определенную информацию, из других сигналов, и для процессов фиксирования сигналов на носителях долговременной памяти, и для многих других процессов, связанных с обработкой сигналов.

Цифровой сигнал – сигнал данных, у которого каждый из представляющих параметров описывается функцией дискретного времени и конечным множеством возможных значений.

Цифровой сигнал – группа электрических или других импульсов в компьютерной или коммуникационной системе. Такие сигналы могут воспроизводить данные, звуки, изображения. Импульсы, выстроенные в ряд цифровых сигналов, воспроизводятся при помощи единиц и нулей по двоичной системе.

Сигналы представляют собой дискретные электрические или световые импульсы. При таком способе вся емкость коммуникационного канала используется для передачи одного сигнала. Цифровой сигнал

использует всю полосу пропускания кабеля. Полоса пропускания – это разница между максимальной и минимальной частотой, которая может быть передана по кабелю. Каждое устройство в таких сетях посылает данные в обоих направлениях, а некоторые могут одновременно принимать и передавать. Узкополосные системы передают данные в виде цифрового сигнала одной частоты.

Дискретный цифровой сигнал сложнее передавать на большие расстояния, чем аналоговый сигнал, поэтому его предварительно модулируют на стороне передатчика, и демодулируют на стороне приёмника информации. Использование в цифровых системах алгоритмов проверки и восстановления цифровой информации позволяет существенно увеличить надёжность передачи информации.

Изображение в математическом представлении – двумерный сигнал, несущий огромное количество информации. Цветное изображение размером 500×500 элементов – это массив в несколько сотен тысяч байтов. Обработать такую информацию можно лишь рациональной организацией вычислений. Для конкретных задач обработки изображений можно применять эффективные способы обработки с учетом особенностей и ограничений этой конкретной задачи. Но если говорить об обработке изображений для решения широкого класса задач, то необходимо выделить набор стандартных операций, из которых можно строить алгоритмы для решения произвольных задач. К их числу относятся линейные преобразования, двумерная свертка и двумерное дискретное преобразование Фурье.

Но при обработке изображений широкое использование находят и нелинейные преобразования. Особенность изображений состоит в том, что отдельные элементы изображения находятся в определенной связи с соседними элементами. Поэтому большинство алгоритмов преобразования изображений носит локальный характер, т. е. обрабатывают изображения по группам элементов, располагающихся в окрестности вокруг данного.

Линейные преобразования удовлетворяют свойству локальности и допускают построение алгоритмов, вычислительная сложность которых мало зависит от размеров охватываемой окрестности. Такие же свойства требуются и от нелинейных преобразований изображений. К классу таких преобразований относятся алгоритмы, которые называют алгоритмами ранговой фильтрации, основанными на вычислении локальных ранговых статистик изображений. При вычислении ранговых статистик и производных от них возможны упрощения, связанные с информационной избыточностью изображений.

Наиболее известный алгоритм этого класса – алгоритм медианной фильтрации. Другими примерами ранговых алгоритмов могут служить алгоритмы экстремальной фильтрации, которые заменяют анализируемый элемент изображения максимумом или минимумом по окрестности. Еще одно свойство ранговых алгоритмов – локальная адаптация к характеристикам обрабатываемого изображения и потенциальные возможности их использования не только для сглаживания и очистки от шумов, но и для выделения признаков при автоматическом распознавании изображений.

При обработке изображений широко используются методы обработки одномерных сигналов, если возможно их обобщение на многомерные сигналы. При этом, приходится учитывать, что математические методы описания многомерных систем не отличаются завершённостью. Многомерные системы обладают большим числом степеней свободы, и их проектирование приобретает гибкость, не свойственную одномерным системам. В то же время, многомерные полиномы не разлагаются на простые множители, что усложняет анализ и синтез многомерных систем

2. Основы цифровой обработки сигналов и изображений

Цифровая обработка сигналов (ЦОС) – это одно из наиболее динамично развиваемых и перспективных направлений современной радиотехники. Важнейшими свойствами ЦОС являются высокая точность, технологичность, нечувствительность к дестабилизирующим факторам, функциональная гибкость. Поэтому удельный вес ЦОС в радиоэлектронных устройствах и системах по мере повышения ее быстродействия и снижения стоимости все более возрастает[8,11].

По определению ЦОС – это обработка цифровых сигналов цифровыми методами и цифровыми средствами.

Под цифровым сигналом понимается любая пронумерованная последовательность чисел, например, 3, 7, 11, 9, ..., в том числе значений оцифрованного аналогового сигнала, являющаяся функцией некоторого эквидистантного дискретного аргумента (например, порядкового номера, расстояния или по умолчанию – времени).

Методами ЦОС являются математические соотношения или алгоритмы, в соответствии с которыми выполняются вычислительные операции над цифровыми сигналами. К ним относятся алгоритмы цифровой фильтрации, спектрально–корреляционного анализа, модуляции и демодуляции сигналов, адаптивной обработки и др. Алгоритмы ЦОС, в отличие от других вычислений на ПК, предусматривают, как правило, их выполнение в реальном масштабе времени.

Средствами реализации ЦОС являются жесткая логика, программируемые логические интегральные схемы (ПЛИС), микропроцессоры общего назначения, микроконтроллеры, персональные компьютеры (компьютерная обработка сигналов), одноплатные компьютеры и цифровые сигнальные процессоры (ЦСП). Последние аппаратно и программно оптимизированные на задачи ЦОС и образуют ее специализированную элементную базу. Совокупность аппаратных средств, осуществляющих цифровую обработку сигналов, называют процессором ЦОС.

Важнейшее значение для ЦОС имеют также средства автоматизации проектирования аппаратного и программного обеспечения процессоров на основе ЦСП, ПК, ПЛИС и других цифровых средств (системы разработки).

Таким образом, ЦОС обобщенно можно определить формулой

$$\text{ЦОС} = \text{Алгоритм} + \text{Программа (микропрограмма, схема)} + \text{Процессор}.$$

Ее слагаемые образуют, соответственно, алгоритмическое, программное (микропрограммное или схмотехническое) и аппаратное обеспечение ЦОС.

Различают методы обработки сигналов во временной и в частотной области. Эквивалентность частотно–временных преобразований однозначно определяется через преобразование Фурье.

Обработка сигналов во временной области широко используется в современной электронной осциллографии и в цифровых осциллографах. Для представления сигналов в частотной области используются цифровые анализаторы спектра. Для изучения математических аспектов обработки сигналов используются пакеты расширения систем компьютерной математики MATLAB, Mathcad, Mathematica, Maple и др.

В последние годы при обработке сигналов и изображений широко используется новый математический базис представления сигналов с помощью «коротких волночек» – вейвлетов. С его помощью могут обрабатываться нестационарные сигналы, сигналы с разрывами и иными особенностями и сигналы в виде пачек.

Анализируя развитие теории ЦОС как самостоятельного научного направления, можно выделить круг вопросов и характерные черты, отличающие ее от других областей знаний. Предмет исследований теории ЦОС полностью связан с самим процессом обработки цифровых сигналов в конкретной вычислительной среде и, как правило, не зависит от цели преобразования, которая определяется областью применения. Для разработчика системы или устройства ЦОС, реализующего заданный

математический оператор преобразования, неважно как будут использоваться результаты преобразования, задача заключается прежде всего в минимизации вычислительных и аппаратных затрат.

При этом дополнительно могут учитываться отведенные ресурсы памяти программ и данных, а также допустимая погрешность вычислений. Результаты одного и того же класса алгоритмов преобразования, например линейной свертки, в одном случае обеспечивают воспроизведение желаемой частотной характеристики, в другом – согласованную фильтрацию, в третьем – адаптивную коррекцию или эхо–компенсацию и т.п.

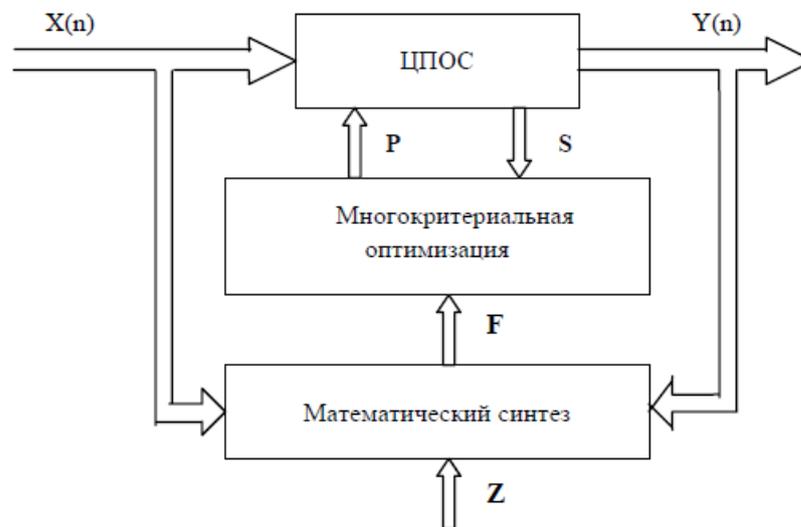


Рис. 1. Этапы проектирования системы ЦОС.

С позиции самых общих представлений проектирование системы ЦОС включает два этапа (рис. 1). На первом этапе – этапе математического синтеза, строится оператор преобразования F с использованием всей доступной информации о входном $X(n)$, выходном $Y(n)$ сигналах и цели преобразования Z .

При этом не учитываются условия реализации оператора F , наиболее полно отвечающего заданной цели преобразования. На втором этапе – этапе многокритериальной оптимизации структуры цифровой системы,

производится синтез оператора преобразования P с учетом ограничений S , накладываемых условиями реализуемости желаемого оператора F . Если класс операторов F синтезируется с использованием методов и математических моделей общей теории сигналов и систем, то теория и методы ЦОС должны показать, как достигнуть этой цели при общих минимальных затратах на реализацию оптимального алгоритма обработки P в конкретной вычислительной среде: моделирование на ПК, проектирование многопроцессорных систем, однокристальное исполнение на ЦПОС и ПЛИС. Предполагается, что с целью минимизации затрат на реализацию, как правило, может задаваться допустимая погрешность воспроизведения желаемого оператора F .

На основании анализа развития теории и техники ЦОС можно сделать следующие выводы:

- цифровая обработка сигналов – Информатика реального времени
 - это научное направление, связанное с разработкой и оптимизацией алгоритмов преобразования цифровых сигналов с учетом особенностей среды их реализации;
- эволюция теории и техники ЦОС – это развитие и взаимное сближение математических методов обработки информации и компьютерных технологий на базе новых технических решений, использующих малые ПК, микропроцессоры, ЦПОС и ПЛИС.

Весь комплекс задач, которые необходимо решать на пути разработки систем и устройств ЦОС, можно свести к следующим проблемам[13]:

представление аналогового сигнала в цифровой форме – в существующих технических системах и устройствах общепринятой чаще всего является аналоговая форма представления информации и по этой причине применение методов и средств ЦОС предполагает необходимость аналого–цифрового и цифроаналогового преобразований;

выбор класса цифровых цепей и преобразований, обеспечивающих воспроизведение заданного математического оператора F с априорно требуемой точностью – синтез оператора преобразования F проводится, как правило, в одном из двух классов цифровых цепей. Каждый класс имеет свои достоинства и недостатки с позиции потенциальных возможностей эффективной реализации оператора F ;

аппроксимация математического оператора F в заданном классе цифровых цепей – характеристики реально воспроизводимого оператора P могут существенно отличаться от желаемых и задача аппроксимации заключается в расчете оптимальных параметров цифровой цепи, минимизирующих в соответствии с некоторым критерием отклонения характеристик воспроизводимого оператора P от желаемого F ;

синтез структуры оператора P и оптимизация ее параметров – воспроизведение желаемых характеристик оператора F с заданной точностью является основной целью синтеза структуры оператора P и последующего расчета параметров цифровой цепи, которые могут быть реализованы различными путями, характеризующимися разными затратами при практической реализации:

- объемом вычислений в единицу времени, емкостью памяти программ и данных, и своими потерями, связанными с собственными шумами и неточным представлением коэффициентов;

- по этой причине на этапе структурного синтеза ставится задача поиска такой формы построения цифровой цепи (оператора P), которая обеспечила бы достижение поставленной цели при наименьших затратах и потерях;

- такая задача структурного синтеза не всегда поддается простой математической формализации, но может быть успешно решена с применением моделирования и современных средств САПР;

анализ влияния собственных шумов и неточного представления коэффициентов оператора преобразования P на точность

воспроизведения желаемых характеристик – эта проблема включает в себя такие вопросы, как анализ устойчивости, причин возникновения переполнений и предельных циклов, выбор масштабирующих множителей и разрядности представления данных и коэффициентов;

синтез малошумящих и низко чувствительных к неточному представлению коэффициентов структур оператора преобразования P – в зависимости от структуры цифровой цепи и выбора ее параметров влияние собственных шумов и неточного представления коэффициентов на конечный результат обработки может быть различным; поэтому не менее важной проблемой синтеза структуры оператора преобразования P , возникающей вслед за поиском высокоскоростных алгоритмов обработки, является проблема построения малошумящих и низкочувствительных структур цифровой цепи;

3. Методы цифровых обработки изображений на основе вейвлет-функций

В ряде случаев оказывается более удобным в качестве базисов разложения использовать такие системы функций, для которых коэффициенты разложения учитывают поведение исходной функции лишь в нескольких близкорасположенных точках.

Использование такого базиса по своей сути означает переход от частотного анализа к масштабному, т.е. функция $f(x)$ анализируется с помощью некоторой «стандартной» математической функции, изменяемой по масштабу и сдвигу на некоторую величину.

Первое упоминание об этих функциях появилось в работах Хаара в 1909 году. В 30–е годы начались более детальные исследования возможностей представления сигналов с использованием базисных масштабируемых функций. Пол Леви, используя масштабируемую базисную функцию типа функции Хаара, исследовал разновидность

случайного сигнала – броуновское движение. Он обнаружил преимущество в применении базисных функций Хаара перед функциями Фурье[26].

В период 60–80-х годов Вейс и Кофман исследовали простейшие элементы функционального пространства, названные ими атомами, с целью обнаружить атомы для произвольной функции и найти "правила сборки", позволяющие реконструировать все элементы функционального пространства, используя эти атомы. В 1980 году Гроссман и Марлет определили такие функции как Вейвлет – функции. В переводе с английского Вейвлет – всплеск, поэтому в отечественной литературе встречается термин «разложение по всплескам» наряду с вейвлет–анализом[18].

В конце 80–х г.г. Мейер и Добичи на основе исследований Марлета создали ортогональные базисы Вейвлет – функций, которые и стали основой современных Вейвлет – функций.

Преобразование Вейвлет состоит из неограниченного набора функций. Семейство Вейвлет различают по тому, насколько компактны базисные функции в пространстве и насколько они гладки. Некоторые из них имеют фрактальную структуру. В каждом семействе они могут быть разбиты на подклассы по числу коэффициентов и уровню итераций. Чаще всего внутри семейства функция классифицируется по номеру моментов исчезновения.

Набор дискретных Вейвлет – функций в общем виде может быть описан как

$$W[s,l](x) = 2^{-(s/2)}W(2^{-s}x-l), \quad (1)$$

где s и l – целые числа, которые масштабируют и сдвигают материнскую функцию $W(x)$ для создания вейвлет.

Индекс масштаба s показывает ширину вейвлет, а индекс смещения l определяет ее позицию. Материнские функции масштабированы или растянуты коэффициентом, кратным степени 2 и приведены к целому.

Таким образом, если известна материнская функция, то может быть построен и весь базис.

Вейвлет всплеск – это математическая функция, позволяющая анализировать различные частотные компоненты данных, представляет собой волнообразные колебания с амплитудой, которая начинается на нуле (0), увеличивается, а затем уменьшается снова до нуля. Однако это частное определение – в общем случае анализ сигналов производится в плоскости вейвлет–коэффициентов.

Вейвлет–коэффициенты определяются интегральным преобразованием сигнала. Полученные вейвлет–спектрограммы принципиально отличаются от обычных спектров Фурье тем, что дают четкую привязку спектра различных особенностей сигналов ко времени.

В последнее десятилетие в мире наблюдается значительный интерес к сжатию изображений. Это вызвано стремительным развитием вычислительной техники, графических мониторов, цветных принтеров, а также цифровой техники связи. Изображение представляется в цифровом виде достаточно большим количеством бит. Так, цветная картинка размером 1024x768 требует для своего хранения 2,36 Мбайт. Если передавать видеопоследовательность таких картинок со скоростью 25 кадров в секунду, требуемая скорость составит 471,86 Мбит/с.

Различают сжатие изображений без потерь и с потерями. Первое характеризуется незначительными коэффициентами сжатия (от 3 до 5 раз) и находит применение в телевидении, медицине, аэрофотосъемке и других приложениях. При сжатии изображения с допустимыми потерями коэффициент сжатия может достигать сотен раз. Популярность вейвлет – преобразования (ВП) во многом объясняется тем, что оно успешно может использоваться для сжатия изображения как без потерь, так и с потерями. Так, коэффициент сжатия видеосигнала в видеокодеках семейства ADV6xx варьируется от 3 до 350 и больше раз[13].

Причин успешного применения вейвлет преобразования несколько.

1. Известно, что вейвлет – хорошо аппроксимирует преобразование Карунена – для фрактальных сигналов, к которым относятся и изображения.

2. Дисперсии коэффициентов субполос ортонормального вейвлет – преобразования распределены в широком диапазоне значений. Пусть дисперсии кодируются простым энтропийным кодером. Тогда стоимость кодирования всего изображения есть сумма кодирования субполос. Различные энтропии субполос приведут к стоимости кодирования значительно меньшей, чем при непосредственном кодировании изображения.

3. В результате этого перераспределения дисперсий коэффициенты вейвлет – имеют существенно негауссовскую статистику и, таким образом, меньшую энтропию, чем гауссовский сигнал той же дисперсии.

4. Наконец, коэффициенты вейвлет – имеют регулярные пространственно–частотные зависимости, которые с успехом используются в ряде алгоритмов кодирования.

Рассмотрим основные проблемы, возникающие при сжатии изображения при помощи вейвлет – преобразования и возможные пути их решения.

Базовый вейвлет – кодер изображения. Вейвлет – кодер изображения устроен так же, как и любой другой кодер с преобразованием. Назовем такой кодер базовым. Он состоит из трех основных частей: декоррелирующее преобразование, процедура квантования и энтропийное кодирование. В настоящее время во всем мире проводятся исследования по усовершенствованию всех трех компонент базового кодера.

Выбор вейвлетов для сжатия изображения. Выбор оптимального базиса вейвлетов для кодирования изображения является трудной и вряд ли решаемой задачей. Известен ряд критериев построения «хороших» вейвлетов, среди которых наиболее важными являются: гладкость, точность аппроксимации, величина области определения, частотная

избирательность фильтра. Тем не менее, наилучшая комбинация этих свойств неизвестна.

Простейшим видом вейвлет – базиса для изображений является разделимый базис, получаемый сжатием и растяжением одномерных вейвлетов. Использование разделимого преобразования сводит проблему поиска эффективного базиса к одномерному случаю, и почти все известные на сегодняшний день кодеры используют его. Однако неразделимые базисы могут быть более эффективными, чем разделимые.

Прототипами базисных функций для разделимого преобразования являются функции $\phi(x)\phi(y)$, $\phi(x)\psi(y)$, $\psi(x)\phi(y)$ и $\psi(x)\psi(y)$. На каждом шаге преобразования выполняется два разбиения по частоте, а не одно. Предположим, имеем изображение размером $N \times N$. Сначала каждая из N строк изображения делится на низкочастотную и высокочастотную половины. Получается два изображения размерами $N \times N / 2$. Далее, каждый столбец делится аналогичным образом. В результате получается четыре изображения размерами $N/2 \times N/2$: низкочастотное по горизонтали и вертикали, высокочастотное по горизонтали и вертикали, низкочастотное по горизонтали и высокочастотное по вертикали и высокочастотное по горизонтали и низкочастотное по вертикали [16].

Известно, что для кодирования изображений хорошо подходят сплайновые вейвлеты. Эксперименты, проведенные рядом исследователей, показывают важность гладкости базисных функций для сжатия. Практически столь же большое значение имеет число нулевых моментов вейвлетов, которое тесно связано с гладкостью. Несмотря на это, некоторые исследователи считают, что важность гладкости для приложений цифровой обработки сигналов остается открытым вопросом. Наиболее широко на практике используют базисы, имеющие от одной до двух непрерывных производных. Увеличение гладкости не приводит к увеличению эффективности кодирования.

Д.Вилласенор систематически протестировал все биортогональные блоки фильтров минимального порядка с длиной фильтров ≤ 36 . В дополнение к вышеперечисленным критериям учитывалась также чувствительность аппроксимации с низким разрешением к сдвигам функции $f(x)$. Наилучшим фильтром, найденным в этих экспериментах, оказался сплайновый фильтр 7/9. Этот фильтр наиболее часто используется в вейвлет – изображениях. В частности, в видеокодеках семейства ADV6xx применяются именно эти фильтры[17].

Необходимо сделать одно замечание относительно этих результатов. Д.Вилласенор сравнивал пиковое отношение сигнал/шум, получаемое при использовании различных фильтров в простой схеме кодирования. Алгоритм размещения бит, применяемый им, хорошо работает с ортогональными базисами. В случае биортогональных фильтров должен применяться другой, более эффективный алгоритм. В силу этой причины некоторые заслуживающие внимания биортогональные фильтры были им обойдены.

Для биортогонального преобразования квадрат ошибки в области преобразования не равен квадрату ошибки в восстановленном изображении. В результате проблема минимизации ошибки становится намного более трудной, чем в ортогональном случае. Можно уменьшить ошибку в области изображения путем применения схемы взвешенного распределения бит. Тогда целый ряд фильтров по своей эффективности становится равным фильтру 7/9. Один из таких базисов – интерполирующий вейвлет Деслаури – Дубук порядка 4, преимуществом которого является то, что коэффициенты фильтра – рациональные числа, кратные степени 2. Оба этих вейвлета имеют 4 нулевых момента и две непрерывные производные.

Семейство многообещающих фильтров было разработано И.Баласингамом и Т.Рамстадом. Процедура разработки заключалась в комбинировании классических методов разработки фильтров с идеями

теории вейвлетов. Получившиеся фильтры значительно превосходят популярные фильтры 7/9[21].

Осуществление преобразования на границах изображения. Для эффективного сжатия необходимо тщательно обрабатывать границы изображения. Альтернативным методом является конструирование граничных фильтров, сохраняющих ортогональность преобразования вблизи границы. Проблеме конструирования граничных фильтров посвящен ряд статей Е.Ковачевич. При применении лифтинговой схемы границы учитываются автоматически.

Квантование. В большинстве вейвлет – применяется скалярное квантование. Существуют две основные стратегии выполнения скалярного квантования. Если заранее известно распределение коэффициентов в каждой полосе, оптимальным будет использование квантователей Ллойда – с ограниченной энтропией для каждой субполосы. В общем случае подобным знанием мы не обладаем, но можем передать параметрическое описание коэффициентов путем посылки декодеру дополнительных бит. Априорно известно, что коэффициенты высокочастотных полос имеют обобщенное гауссовское распределение с нулевым матожиданием.

На практике обычно применяется намного более простой равномерный квантователь с «мертвой» зоной. Интервалы квантования имеют размер Δ , кроме центрального интервала (возле нуля), чей размер обычно выбирается 2Δ . Коэффициенту, попавшему в некоторый интервал, ставится в соответствие значение центра этого интервала. В случае асимптотически высоких скоростей кодирования равномерное квантование является оптимальным. Хотя в практических режимах работы квантователи с «мертвой» зоной субоптимальны, они работают почти так же хорошо, как квантователи Ллойда–Макса будучи намного проще в исполнении. Кроме того, они робастны к изменениям распределения коэффициентов в субполосе. Дополнительным их преимуществом является

то, что они могут быть вложены друг в друга для получения вложенного битового потока.

Энтропийное кодирование. Субоптимальное энтропийное кодирование коэффициентов можно осуществить при помощи алгоритма арифметического кодирования. Кодеру требуется оценить распределение квантованных коэффициентов. Эта оценка получается путем аппроксимации распределения коэффициентов гауссовской или лапласовской плотностью и вычисления параметров распределения. Оценка параметров может также производиться и в процессе работы, «на ходу». Такой подход имеет то преимущество, что кодер учитывает локальные изменения статистики изображения. Известны эффективные адаптивные процедуры оценивания.

Так как изображение не является случайным гауссовским процессом, коэффициенты преобразования, хотя и некоррелированные, обладают определенной структурой. Энтропийный кодер может использовать эту структуру, осуществляя некоторое предсказание. В ряде работ отмечено, что применение предсказания приводит к незначительному повышению эффективности.

На практике зачастую вместо арифметического кодера используют кодер Хаффмана. Причина этого заключается в меньшем требуемом объеме вычислений, а также в том, что алгоритмы арифметического кодирования запатентованы. Так, только фирма IBM обладает более чем 90 патентами различных вариаций этого кодера. В силу этого в видеокодеках ADV6xx применен кодер Хаффмана.

Новые идеи в области сжатия изображений, связанные с вейвлет – преобразованием. Базовый вейвлет – кодер использует общие принципы кодера с преобразованием, то есть основан на эффектах декорреляции и перераспределения энергии. Математическая теория вейвлет – преобразования позволяет создавать совершенно новые и эффективные методы сжатия.

Кодирование с преобразованием основано на том, что большая часть энергии сосредоточивается в малом количестве коэффициентов, которые квантуются в соответствии с их значением. Эта парадигма, являясь достаточно мощной, основывается на нескольких предположениях, которые не всегда верны. В частности, предполагается, что изображение порождается гауссовским источником, что не соответствует действительности. С.Маллат и Ф.Фальзон показали, как это несоответствие приводит к неверным результатам при кодировании с низкими скоростями[22].

Традиционное кодирование с преобразованием может быть улучшено путем введения операторов выбора. Вместо квантования коэффициентов трансформанты в заранее определенном порядке вейвлет позволяет выбирать нужные для кодирования элементы. Это становится возможным главным образом благодаря тому, что базис вейвлетов компактен в частотной и пространственной областях.

Вообще говоря, развитие идей кодирования с преобразованием заключается в снятии ограничения на линейную аппроксимацию изображения, так как оператор выбора является нелинейным. В работах Р.Девора, С.Маллата и Ф.Фальзона показано, что проблема кодирования изображения может быть эффективно решена в рамках теории нелинейной аппроксимации. Отсюда возникает и ряд различий в алгоритмах работы традиционных и вейвлет – кодеров. В случае линейной аппроксимации изображение представляется фиксированным числом базисных векторов Карунена – Лоэва. Далее, какое-то число малых коэффициентов трансформанты приравнивается к нулю. Идея нелинейной аппроксимации заключается в аппроксимации изображения путем адаптивного выбора самих базисных функций. Информация о выбранных базисных функциях хранится в бинарной карте значений и передается декодеру, как дополнительная информация[23].

Для получения большей компактности энергии необходимо адаптировать преобразование к какому – конкретному, а не к целому классу изображений. В случае если источник описывается смесью различных распределений, преобразование Карунена – не является больше эффективным.

Решетчатое квантование коэффициентов гораздо ближе по своей сути к векторному квантованию, чем к кодированию с преобразованием.

Развитие идей кодирования с преобразованием заключается в основном во введении некоторого оператора выбора. Информация о выборе должна быть передана декодеру, как дополнительная информация. Она может быть в виде нульдеревьев или в виде обобщенных классов энергии. Метод «обратного оценивания распределения», предложенный К.Рамчандраном, основан на другом подходе. Считается, что дополнительная информация является избыточной и может быть получена декодером непосредственно из данных. Использование данного метода приводит к хорошим показателям кодирования.

Визуальное сравнение восстановленных изображений показывает, что лучшие результаты дают методы, использующие нульдеревья для кодирования коэффициентов. В частности, в этих изображениях лучше выражены контуры и отсутствует размытость мелких деталей.

Кодирование посредством нульдеревья. Из теории кодирования с погрешностью известно, что оптимальное распределение бит достигается в случае, если сигнал поделен на субполосы, содержащие «белый» шум. Для реальных сигналов это достигается в случае неравномерной ширины субполос: в области НЧ они более узки, чем в области ВЧ. Вот почему вейвлет –преобразование обеспечивает компактность энергии.

Эта компактность энергии ведет к эффективному применению скалярных квантователей. Однако они не учитывают остаточную структуру, сохраняющуюся в вейвлет – коэффициентах в особенности ВЧ субполос.

Современные алгоритмы сжатия все тем или иным образом используют эту структуру для повышения эффективности сжатия. Одним из наиболее естественных способов является учет взаимосвязей между коэффициентами из различных субполос. В высокочастотных субполосах имеются обычно большие области с нулевой или малой энергией. Области с высокой энергией повторяют от субполосы к субполосе свои очертания и местоположение. И это неудивительно – ведь они появляются вокруг контуров в исходном изображении – там, где вейвлет – преобразование не может адекватно представить сигнал, что приводит к «утечке» части энергии в ВЧ субполосы.

Медленно изменяющиеся, гладкие области исходного изображения хорошо описывают НЧ вейвлет – преобразования, что приводит к «упаковке» энергии в малом числе коэффициентов НЧ области. Этот процесс примерно повторяется на всех уровнях декомпозиции, что и приводит к визуальной «похожести» различных субполос.

Итак, знание о том, что изображение состоит из гладких областей, текстур и контуров, помогает учитывать эту межполосную структуру. Кодеры, использующие структуру нульдеревя, сочетают учет структуры коэффициентов с совместным кодированием нулей, в результате чего получается очень эффективный алгоритм сжатия.

Основные результаты и выводы по первой главе

Рассмотрены понятие сигнала и информации, формы цифровых сигналов и представление цифровых изображений, а также приведены определение цифровых изображений, что они в математическом представлении – двумерный сигнал, несущий огромное количество информации.

Изучение основы цифровой обработки сигналов и изображений показывает, что цифровая обработка сигналов – это обработка цифровых

сигналов цифровыми методами и цифровыми средствами. В данной главе работы приведены формула определения ЦОС, этапы проектирование системы ЦОС и комплекс задач, которые необходимо решать на пути разработки систем и устройств ЦОС. В данном случае важнейшее значение для ЦОС имеют также средства автоматизации проектирования аппаратного и программного обеспечения процессоров.

В главе также исследованы методы цифровой обработки изображений на основе вейвлет-функций, набор дискретных Вейвлет – функций, Вейвлет –коэффициенты, методы сжатия изображений без потерь и с потерями, а также выбор вейвлетов для сжатия изображения, осуществление преобразования на границах изображения, квантование и энтропийное кодирование.

Глава II. Алгоритмические средства обработки изображений

1. Основы вейвлет–преобразований сигналов и изображений

Вейвлет, всплеск – это математическая функция, позволяющая анализировать различные частотные компоненты данных, представляет собой волнообразные колебания с амплитудой, которая начинается на нуле (0), увеличивается, а затем уменьшается снова до нуля. Однако это частное определение – в общем случае анализ сигналов производится в плоскости вейвлет–коэффициентов. Вейвлет–коэффициенты определяются интегральным преобразованием сигнала. Полученные вейвлет–спектрограммы принципиально отличаются от обычных спектров Фурье тем, что дают четкую привязку спектра различных особенностей сигналов ко времени.

В начале развития области употреблялся термин «волночка» – калька с английского. Английское слово «wavelet» означает в переводе «маленькая волна», или «волны, идущие друг за другом». И тот и другой перевод подходит к определению вейвлетов. Вейвлеты – это семейство функций, которые локальны во времени и по частоте («маленькие»), и в которых все функции получаются из одной посредством её сдвигов и растяжений по оси времени (так что они «идут друг за другом»)[19,21].

Разработка вейвлетов связана с несколькими отдельными нитями рассуждений, начавшимися с работ Хаара в начале двадцатого века. Существует несколько подходов к определению вейвлета: через масштабный фильтр, масштабную функцию, вейвлет–функцию. Вейвлеты могут быть ортогональными, полуортогональными, биортогональными. Вейвлетные функции могут быть симметричными, асимметричными и несимметричными, с компактной областью определения и не имеющие таковой, а также иметь различную степень гладкости.

Примеры вейвлетов: вейвлет Хаара, вейвлеты Добеши, вейвлеты Гаусса, вейвлет Мейера, вейвлеты Морле, вейвлет Пауля, вейвлет МНат («Мексиканская шляпа»), вейвлеты Р. Койфмана – койфлеты, вейвлет Шеннона.

Вейвлет–преобразования. Все могут рассматриваться как разновидность временно–частотного представления и, следовательно, относятся к предмету гармонического анализа.

Все рассматривают функцию (взятую будучи функцией от времени) в терминах колебаний, локализованных по времени и частоте.

В настоящее время приняты на вооружение для огромного числа разнообразных применений, нередко заменяя обычное преобразование Фурье во многих применениях. Эта смена парадигмы наблюдается во многих областях физики, включая молекулярную динамику, вычисления *ab initio*, астрофизику, локализацию матрицы плотности, сейсмическую геофизику, оптику, турбулентность, квантовую механику, обработку изображений, анализы кровяного давления, пульса и ЭКГ, анализ ДНК, исследования белков, исследования климата, общую обработку сигналов, распознавание речи, компьютерную графику и мультифрактальный анализ и другие.

Вейвлет–анализ применяется для анализа нестационарных медицинских сигналов, в том числе в электрогастроэнтерографии.

Вейвлет–преобразования обычно делят на дискретное вейвлет–преобразование (ДВП) и непрерывное вейвлет–преобразование (НВП).

Вейвлет–преобразование – интегральное преобразование, которое представляет собой свертку вейвлет–функции с сигналом.

Вейвлеты – это обобщённое название математических функций определенной формы, которые локальны во времени и по частоте и в которых все функции получаются из одной базовой, изменяя её (сдвигая, растягивая).

Для осуществления вейвлет–преобразования вейвлет–функции должны удовлетворять следующим критериям:

1. Вейвлет должен обладать конечной энергией:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2)$$

2. Если $\hat{\psi}(f)$ фурье–преобразование для $\psi(t)$, то есть

$$\hat{\psi}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) e^{-i(2\pi f)t} dt \quad (3)$$

тогда должно выполняться следующее условие:

$$C_{\psi} = \int_0^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(f)|^2}{f} df < \infty \quad (4)$$

Это условие называется условием допустимости, и из него следует что вейвлет при нулевой частотной компоненте должен удовлетворять условию $\hat{\psi}(0) = 0$ или, в другом случае, вейвлет $\psi(t)$ должен иметь среднее равное нулю.

3. Дополнительный критерий предъявляется для комплексных вейвлетов, а именно, что для них Фурье–преобразование должно быть одновременно вещественным и должно убывать для отрицательных частот.

4. Локализация: вейвлет должен быть непрерывным, интегрируемым, иметь компактный носитель и быть локализованным как во времени (в пространстве), так и по частоте. Если вейвлет в пространстве сужается, то его средняя частота повышается, спектр вейвлета перемещается в область более высоких частот и расширяется. Этот процесс должен быть линейным– сужение вейвлета вдвое должно повышать его среднюю частоту и ширину спектра также вдвое.

Свойства вейвлет преобразования:

1. Линейность

$$TW[\alpha s_1(t) + \beta s_2(t)] = \alpha TW[s_1(t)] + \beta TW[s_2(t)] \quad (5)$$

2. Инвариантность относительно сдвига

$$TW[s(t - t_0)] = C(a, b - t_0) \quad (6)$$

Сдвиг сигнала во времени на t_0 приводит к сдвигу вейвлет-спектра также на t_0 .

3. Инвариантность относительно масштабирования

$$TW[s(t/a_0)] = (1/a_0)C(a/a_0, b/a_0) \quad (7)$$

Растяжение (сжатие) сигнала приводит к сжатию (растяжению) вейвлет-спектра сигнала.

4. Дифференцирование

$$d^n TW[s(t)]/dt^n = TW[d^n(s(t))/dt^n] \quad (8)$$

$$TW[d^n(s(t))/dt^n] = (-1)^n \int_{-\infty}^{\infty} s(t)[d^n(\psi(t))/dt^n]t \quad (9)$$

Отсюда следует, что безразлично, дифференцировать ли функцию или анализирующий вейвлет. Если анализирующий вейвлет задан формулой, то это может быть очень полезным для анализа сигналов. Это свойство особенно полезно, если сигнал задан дискретным рядом.

Непрерывное вейвлет-преобразование. Вейвлет преобразование для непрерывного сигнала относительно вейвлет функции определяется следующим образом[1]:

$$T(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi^* \left(\frac{t - b}{a} \right) dt \quad (10)$$

где ψ^* означает комплексное сопряжение для ψ , параметр $b \in R$ соответствует временному сдвигу, и называется параметром положения, параметр $a > 0$ задает масштабирование и называется параметром растяжения.

$$w(a) \equiv \frac{1}{\sqrt{a}}$$

Мы можем определить нормированную функцию следующим образом

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$$

что означает временной сдвиг на b и масштабирование по времени на a . Тогда формула вейлет–преобразования изменится на

$$T(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{a,b}^* dt$$

Исходный сигнал может быть восстановлен по формуле обратного преобразования

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} T(a, b) \psi_{a,b}(t) da db$$

Дискретное вейлет–преобразование. В дискретном случае, параметры масштабирования a и сдвига b представлены дискретными величинами:

$$a = a_0^m \text{ и } b = nb_0$$

Тогда анализирующий вейлет имеет следующий вид:

$$\psi_{m,n} = a_0^{-m/2} \psi \left(\frac{t - nb_0}{a_0^m} \right)$$

где m и n – целые числа.

В таком случае для непрерывного сигнала дискретное вейлет–преобразование и его обратное преобразование запишутся следующими формулами:

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{m,n}^*(t) dt$$

Величины $T_{m,n}$ также известны как вейлет–коэффициенты.

$$x(t) = K_\psi \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t)$$

K_ψ есть постоянная нормировки.

Графическое представление вейлет функции

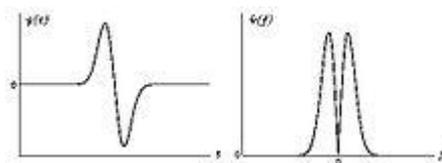


Рис. 2. Временное и спектральное представления WAVE–вейвлета

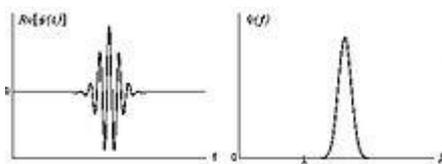


Рис. 3. Временное и спектральное представления вейвлета Морле

Вейвлет–преобразование широко используется для анализа сигналов. Помимо этого, оно находит большое применение в области сжатия данных. В дискретном вейвлет–преобразовании наиболее значимая информация в сигнале содержится при высоких амплитудах, а менее полезная – при низких. Сжатие данных может быть получено за счет отбрасывания низких амплитуд. Вейвлет–преобразование позволяет получить высокое соотношение сжатия в сочетании с хорошим качеством восстановленного сигнала. Вейвлет–преобразование было выбрано для стандартов сжатия изображений JPEG2000 и ICER. Однако, при малых сжатиях вейвлет–преобразование уступает по качеству в сравнении с оконным Фурье–преобразованием, которое лежит в основе стандарта JPEG.

Выбор конкретного вида и типа вейвлетов во многом зависит от анализируемых сигналов и задач анализа. Для получения оптимальных алгоритмов преобразования разработаны определенные критерии, но их еще нельзя считать окончательными, т.к. они являются внутренними по отношению к самим алгоритмам преобразования и, как правило, не учитывают внешних критериев, связанных с сигналами и целями их преобразований. Отсюда следует, что при практическом использовании вейвлетов необходимо уделять достаточное внимание проверке их

работоспособности и эффективности для поставленных целей по сравнению с известными методами обработки и анализа.

Достоинства:

- Вейвлетные преобразования обладают всеми достоинствами преобразований Фурье;
- Вейвлетные базисы могут быть хорошо локализованными как по частоте, так и по времени. При выделении в сигналах хорошо локализованных разномасштабных процессов можно рассматривать только те масштабные уровни разложения, которые представляют интерес;
- Базисные вейвлеты могут реализоваться функциями различной гладкости.

Недостатки:

Можно выделить один недостаток, это относительная сложность преобразования.

2. Классификация методов сжатия и их основные характеристики

Принцип вейвлет–преобразования. Гармонические базисные функции преобразования Фурье предельно локализованы в частотной области (до импульсных функций Дирака при $T \rightarrow \infty$) и не локализованы во временной (определены во всем временном интервале от $-\infty$ до ∞). Их противоположностью являются импульсные базисные функции типа импульсов Кронекера, которые предельно локализованы во временной области и "размыты" по всему частотному диапазону. Вейвлеты по локализации в этих двух представлениях можно рассматривать как функции, занимающие промежуточное положение между гармоническими и импульсными функциями. Они должны быть локализованными как во временной, так и в частотной области представления. Однако при

проектировании таких функций мы неминуемо столкнемся с принципом неопределенности, связывающим эффективные значения длительности функций и ширины их спектра. Чем точнее мы будем осуществлять локализацию временного положения функции, тем шире будет становиться ее спектр, и наоборот.

Отличительной особенностью вейвлет-анализа является то, что в нем можно использовать семейства функций, реализующих различные варианты соотношения неопределенности. Соответственно, исследователь имеет возможность гибкого выбора между ними и применения тех вейвлетных функций, которые наиболее эффективно решают поставленные задачи.

Вейвлетный базис пространства $L^2(\mathbb{R})$, $\mathbb{R}(-\infty, \infty)$, целесообразно конструировать из финитных функций, принадлежащих этому же пространству, которые должны стремиться к нулю на бесконечности. Чем быстрее эти функции стремятся к нулю, тем удобнее использовать их в качестве базиса преобразования при анализе реальных сигналов. Допустим, что такой функцией является ψ – функция $\psi(t)$, равная нулю за пределами некоторого конечного интервала и имеющая нулевое среднее значение по интервалу задания. Последнее необходимо для задания локализации спектра вейвлета в частотной области. На основе этой функции сконструируем базис в пространстве $L^2(\mathbb{R})$ с помощью масштабных преобразований независимой переменной.

Функция изменения частотной независимой переменной в спектральном представлении сигналов отображается во временном представлении растяжением/сжатием сигнала. Для вейвлетного базиса это можно выполнить функцией типа $\psi(t) \Rightarrow \psi(a^m t)$, $a = \text{const}$, $m = 0, 1, \dots, M$, т.е. путем линейной операции растяжения/сжатия, обеспечивающей самоподобие функции на разных масштабах представления. Однако локальность функции $\psi(t)$ на временной оси требует дополнительной независимой переменной последовательных сдвигов функции $\psi(t)$ вдоль

оси, типа $\psi(t) \Rightarrow \psi(t+k)$, для перекрытия всей числовой оси пространства $R(-\infty, \infty)$. С учетом обеих условий одновременно структура базисной функции может быть принята следующей:

$$\psi(t) \Rightarrow \psi(a^m t+k). \quad (11)$$

Для упрощения дальнейших выкладок значения переменных m и k примем целочисленными. При приведении функции (11) к единичной норме, получаем:

$$\psi_{mk}(t) = a^{m/2} \psi(a^m t+k). \quad (12)$$

Если для семейства функций $\psi_{mk}(t)$ выполняется условие ортогональности:

$$\langle \psi_{nk}(t), \psi_{lm}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{nk}(t) \cdot \psi_{lm}^*(t) dt = \delta_{nl} \cdot \delta_{km}, \quad (13)$$

то семейство $\psi_{mk}(t)$ можно использовать в качестве ортонормированного базиса пространства $L^2(R)$. Произвольную функцию этого пространства можно разложить в ряд по базису $\psi_{mk}(t)$:

$$s(t) = \sum_{m,k=-\infty}^{\infty} S_{mk} \psi_{mk}(t), \quad (14)$$

где коэффициенты S_{mk} – проекции сигнала на новый ортогональный базис функций, как и в преобразовании Фурье, определяются скалярным произведением

$$S_{mk} = \langle s(t), \psi_{mk}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{mk}(t) dt, \quad (15)$$

при этом ряд равномерно сходиться:

$$\lim_{M,K \Rightarrow \infty} \left\| s(t) - \sum_{m=-M}^M \sum_{k=-K}^K S_{mk} \psi_{mk}(t) \right\| = 0.$$

При выполнении этих условий базисная функция преобразования $\psi(t)$ называется ортогональным вейвлетом.

Простейшим примером ортогональной системы функций такого типа являются функции Хаара. Базисная функция Хаара определяется соотношением

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 < t < 1/2 \\ -1, & 1/2 < t < 1 \\ 0, & t < 0, t > 1. \end{cases} \quad (16)$$

Легко проверить, что при $a = 2$, $m = 0, 1, 2, \dots$, $k = 0, 1, 2, \dots$ две любые функции, полученные с помощью этого базисного вейвлета путем масштабных преобразований и переносов, имеют единичную норму и ортогональны. На рис. 4 приведены примеры функций для первых трех значений m и b при различных их комбинациях, где ортогональность функций видна наглядно.

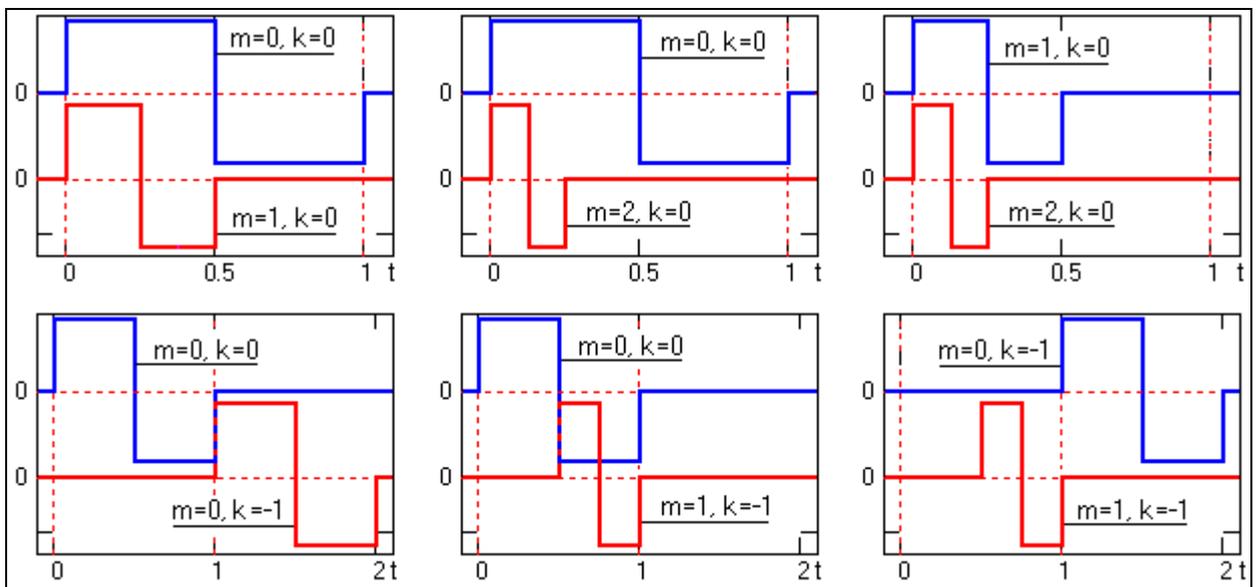


Рис. 4. Функции Хаара.

Вейвлетный спектр, в отличие от преобразования Фурье, является двумерным и определяет двумерную поверхность в пространстве переменных m и k . При графическом представлении параметр растяжения/сжатия спектра m откладывается по оси абсцисс, параметр локализации k по оси ординат – оси независимой переменной сигнала. Математику процесса вейвлетного разложения сигнала в упрощенной форме рассмотрим на примере разложения сигнала $s(t)$ вейвлетом Хаара с тремя последовательными по масштабу m вейвлетными функциями с параметром $a=2$, при этом сам сигнал $s(t)$ образуем суммированием этих же

вейвлетных функций с одинаковой амплитудой с разным сдвигом от нуля, как это показано на рис. 5.

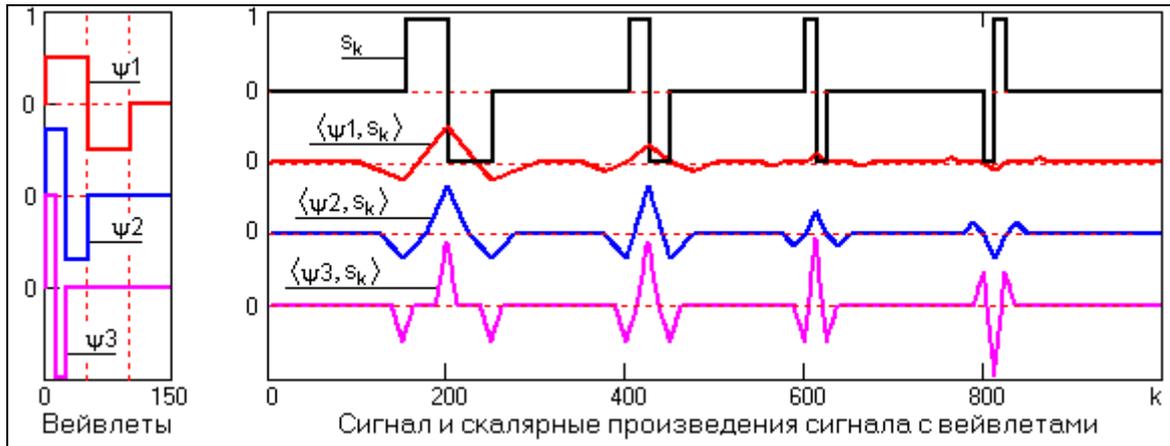


Рис. 5. Скалярные произведения сигнала с вейвлетами.

Для начального значения масштабного коэффициента сжатия m определяется функция вейвлета ($\psi_1(t)$ на рис. 5), и вычисляется скалярное произведение сигнала с вейвлетом $\langle \psi_1(t), s(t+k) \rangle$ с аргументом по сдвигу k . Для наглядности результаты вычисления скалярных произведений на рис. 5 построены по центрам вейвлетных функций (т.е. по аргументу k от нуля со сдвигом на половину длины вейвлетной функции). Как и следовало ожидать, максимальные значения скалярного произведения отмечаются там, где локализована эта же вейвлетная функция [16].

После построения первой масштабной строки разложения, меняется масштаб вейвлетной функции (ψ_2 на рис. 5) и выполняется вычисление второй масштабной строки спектра, и т.д.

Как видно на рис. 5, чем точнее локальная особенность сигнала совпадает с соответствующей функцией вейвлета, тем эффективнее выделение этой особенности на соответствующей масштабной строке вейвлетного спектра. Можно видеть, что для сильно сжатого вейвлета Хаара характерной хорошо выделяемой локальной особенностью является скачок сигнала, причем выделяется не только скачок функции, но и направление скачка.

На рис. 5 приведен пример графического отображения вейвлетной поверхности реального физического процесса. Вид поверхности определяет изменения во времени спектральных компонент различного масштаба и называется частотно–временным спектром. Поверхность изображается на рисунках, как правило, в виде изолиний или условными цветами. Для расширения диапазона масштабов может применяться логарифмическая шкала.

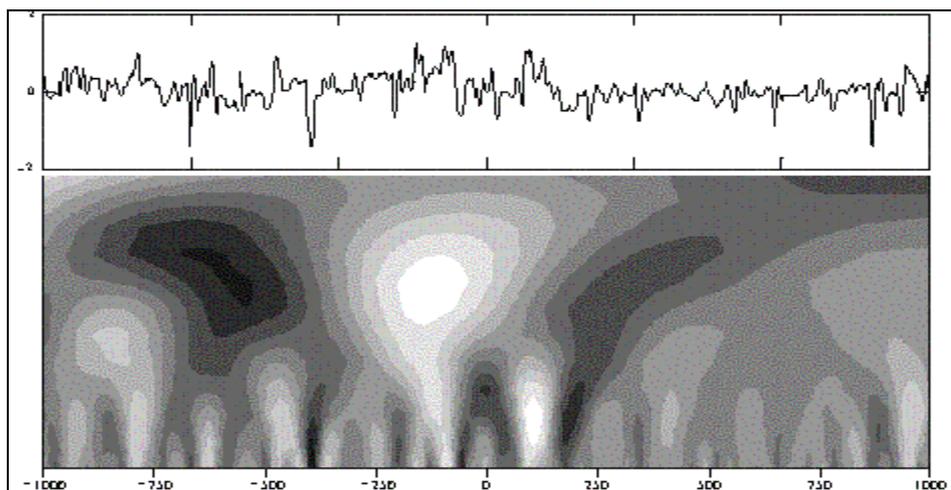


Рис. 6. Пример вейвлетного преобразования.

В основе вейвлет–преобразований, в общем случае, лежит использование двух непрерывных, взаимозависимых и интегрируемых по независимой переменной функций:

- Вейвлет–функции $\psi(t)$, как ψ –функции времени с нулевым значением интеграла и частотным фурье–образом $\Psi(\omega)$. Этой функцией, которую обычно и называют вейвлетом, выделяются локальные особенности сигнала. В качестве вейвлетов обычно выбираются функции, хорошо локализованные и во временной, и в частотной области. Пример временного и частотного образа функции приведен на рис. 7.

- Масштабирующей функции $\phi(t)$, как временной скейлинг–функции ϕ с единичным значением интеграла, которой выполняется грубое приближение (аппроксимация) сигнала.

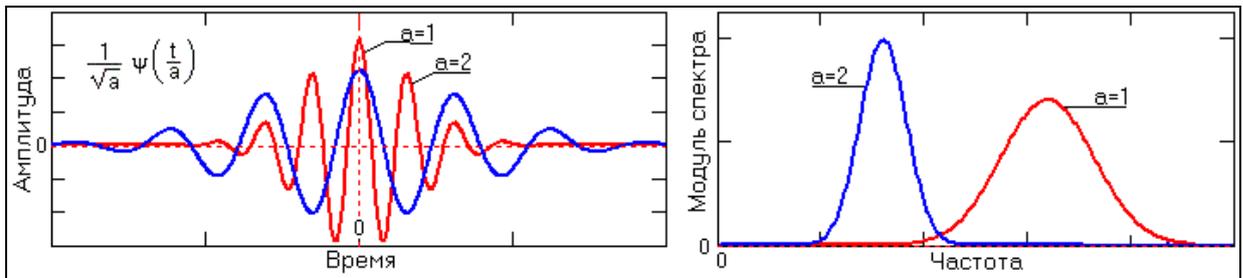


Рис. 7. Вейвлетные функции в двух масштабах.

Phi–функции присущи не всем, а, как правило, только ортогональным вейвлетам. Они необходимы для преобразования нецентрированных и достаточно протяженных сигналов при отдельном анализе низкочастотных и высокочастотных составляющих. Роль и использование phi–функции рассмотрим несколько позже.

Непрерывное вейвлет–преобразование (НВП, CWT– Continuous Wavelet Transform). Допустим, что мы имеем функции $s(t)$ с конечной энергией в пространстве $L^2(\mathbb{R})$, определенные по всей действительной оси $\mathbb{R}(-\infty, \infty)$. Для финитных сигналов с конечной энергией средние значения сигналов должны стремиться к нулю на $\pm\infty$.

Непрерывным вейвлет–преобразованием (или вейвлетным образом) функции $s(t) \in L^2(\mathbb{R})$ называют функцию двух переменных:

$$C(a,b) = \langle s(t), \psi(a,b,t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)\psi(a,b,t) dt, \quad a, b \in \mathbb{R}, \quad a \neq 0. \quad (17)$$

где вейвлеты $\psi(a,b,t) \equiv \psi_{ab}(t)$ – масштабированные и сдвинутые копии порождающего вейвлета $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$, совокупность которых создает базис пространства $L^2(\mathbb{R})$.

Порождающими функциями могут быть самые различные функции с компактным носителем – ограниченные по времени и местоположению на временной оси, и имеющие спектральный образ, локализованный на частотной оси. Базис пространства $L^2(\mathbb{R})$ целесообразно конструировать из одной порождающей функции, норма которой должна быть равна 1. Для перекрытия функцией вейвлета всей временной оси пространства используется операция сдвига (смещения по временной оси): $\psi(b,t) = \psi(t-$

b), где значение b для НВП является величиной непрерывной. Для перекрытия всего частотного диапазона пространства $L^2(\mathbb{R})$ используется операция временного масштабирования вейвлета с непрерывным изменением независимой переменной: $\psi(a,t) = |a|^{-1/2}\psi(t/a)$. На рис. 7 видно, что если временной образ вейвлета будет расширяться (изменением значения параметра 'a'), то его "средняя частота" будет понижаться, а частотный образ (частотная локализация) перемещаться на более низкие частоты. Таким образом, путем сдвига по независимой переменной ($t-b$) вейвлет имеет возможность перемещаться по всей числовой оси произвольного сигнала, а путем изменения масштабной переменной 'a' (в фиксированной точке ($t-b$) оси) "просматривать" частотный спектр сигнала по определенному интервалу окрестностей этой точки[15].

С использованием этих операций вейвлетный базис функционального пространства образуется путем масштабных преобразований и сдвигов порождающего вейвлета $\psi(t)$:

$$\psi(a,b,t) = |a|^{-1/2}\psi[(t-b)/a], \quad a, b \in \mathbb{R}, \quad a \neq 0, \quad \psi(t) \in L^2(\mathbb{R}). \quad (18)$$

Нетрудно убедиться, что нормы вейвлетов $\psi(a,b,t)$ равны норме $\psi(t)$, что обеспечивает нормировочный множитель $|a|^{-1/2}$. При нормировке к 1 порождающего вейвлета $\psi(t)$ все семейство вейвлетов также будет нормированным. Если при этом выполняется требование ортогональности функций, то функции $\psi(a,b,t)$ образуют ортонормированный базис пространства $L^2(\mathbb{R})$.

Понятие масштаба ВП имеет аналогию с масштабом географических карт. Большие значения масштаба соответствуют глобальному представлению сигнала, а низкие значения масштаба позволяют различить детали. В терминах частоты низкие частоты соответствуют глобальной информации о сигнале, а высокие частоты – детальной информации и особенностям, которые имеют малую протяженность, т.е. масштаб вейвлета, как единица шкалы частотно–временного представления сигналов, обратен частоте. Масштабирование, как математическая

операция, расширяет или сжимает сигнал. Большие значения масштабов соответствуют расширениям сигнала, а малые значения – сжатым версиям. В определении вейвлета коэффициент масштаба a стоит в знаменателе. Соответственно, $a > 1$ расширяет сигнал, $a < 1$ сжимает его.

Процедура преобразования стартует с масштаба $a=1$ и продолжается при увеличивающихся значениях a , т.е. анализ начинается с высоких частот и проводится в сторону низких частот. Первое значение ' a ' соответствует наиболее сжатому вейвлету. При увеличении значения ' a ' вейвлет расширяется. Вейвлет помещается в начало сигнала ($t=0$), перемножается с сигналом, интегрируется на интервале своего задания и нормализуется на $1/\sqrt{a}$. Результат вычисления $S(a,b)$ помещается в точку ($a=1, b=0$) масштабнo–временного спектра преобразования. Сдвиг b может рассматриваться как время с момента $t=0$, при этом координатная ось b повторяет временную ось сигнала. Для полного включения в обработку всех точек входного сигнала требуется задание начальных и конечных условий преобразования (определенных значений входного сигнала при $t < 0$ и $t > t_{\max}$ на полуширину окна вейвлета). При одностороннем задании вейвлетов результат относится, как правило, к временному положению средней точки окна вейвлета.

Затем вейвлет масштаба $a=1$ сдвигается вправо на значение b и процедура повторяется. Получаем значение, соответствующее $t=b$ в строке $a=1$ на частотно–временном плане. Процедура повторяется до тех пор, пока вейвлет не достигнет конца сигнала. Таким образом получаем строку точек на масштабнo–временном плане для масштаба $a=1$.

Для вычисления следующей масштабной строки значение a увеличивается на некоторое значение. При НВП в аналитической форме $\Delta b \rightarrow 0$ и $\Delta a \rightarrow 0$. При выполнении преобразования в компьютере выполняется увеличение обоих параметров с определенным шагом. Тем самым осуществляется дискретизация масштабнo–временной плоскости.

Начальное значение масштабного коэффициента может быть и

меньше 1. Для детализации самых высоких частот сигнала минимальных размер окна вейвлета не должен превышать периода самой высокочастотной гармоники. Если в сигнале присутствуют спектральные компоненты, соответствующие текущему значению a , то интеграл произведения вейвлета с сигналом в интервале, где эта спектральная компонента присутствует, дает относительно большое значение. В противном случае – произведение мало или равно нулю, т.к. среднее значение вейвлетной функции равно нулю. С увеличением масштаба (ширины окна) вейвлета преобразование выделяет все более низкие частоты.

На рис. 8 приведен пример модельного сигнала и спектра его непрерывного вейвлет–преобразования.

Значения параметров ‘ a ’ и ‘ b ’ в (18) являются непрерывными, и множество базисных функций является избыточным. Сигналу, определенному на R , соответствует вейвлетный спектр $R \times R$. Отсюда следует, что вейвлетный спектр НПВ имеет огромную избыточность.

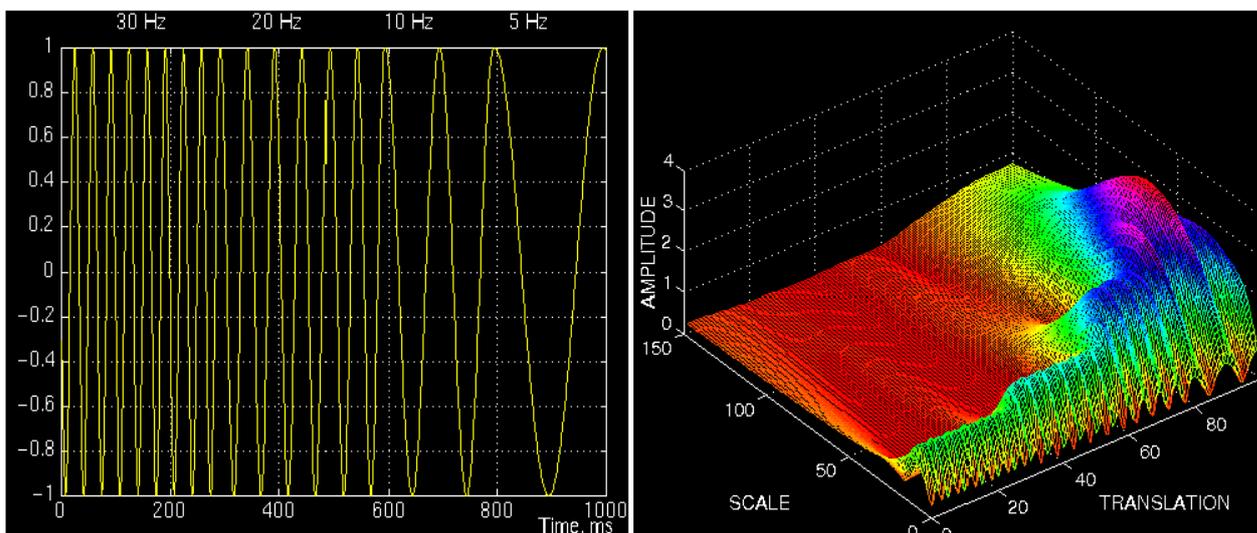


Рис. 8. Модельный сигнал и его спектр непрерывного вейвлет–преобразования

Обратное преобразование. Так как форма базисных функций $\psi(a,b,t)$ зафиксирована, то вся информация о сигнале в (17) переносится на значения функции $C(a,b)$. Точность обратного интегрального вейвлет-преобразования зависит от выбора базисного вейвлета и способа построения базиса, т.е. от значений базисных параметров a, b . Строго теоретически вейвлет может считаться базисной функцией $L^2(\mathbb{R})$ только в случае его ортонормированности. Для практических целей непрерывного преобразования часто бывает вполне достаточно устойчивость и "приблизительность" ортогональности системы разложения функций. Под устойчивостью понимается достаточно точная реконструкция произвольных сигналов. Для ортонормированных вейвлетов обратное вейвлет-преобразование записывается с помощью того же базиса, что и прямое:

$$s(t) = (1/C_\psi) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (1/a^2) C(a,b) \psi(a,b,t) da db \quad (19)$$

где C_ψ – нормализующий коэффициент:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} (|\Psi(\omega)|^2 / \omega) d\omega < \infty. \quad (20)$$

Условие конечности C_ψ ограничивает класс функций, которые можно использовать в качестве вейвлетов. В частности, при $\omega=0$, для обеспечения сходимости интеграла (20) в нуле, значение $\Psi(\omega)$ должно быть равно нулю. Это обеспечивает условие компактности фурье-образа вейвлета с локализацией вокруг некоторой частоты ω_0 – средней частоты вейвлетной функции. Следовательно, функция $\psi(t)$ должна иметь нулевое среднее значение по области его определения (интеграл функции по аргументу должен быть нулевым):

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0.$$

Однако это означает, что не для всех сигналов возможна их точная реконструкция вейвлетом $\psi(t)$, т.к. при нулевом первом моменте вейвлета коэффициент передачи постоянной составляющей сигнала в

преобразовании (19) равен нулю. Условия точной реконструкции сигналов будут рассмотрены при описании кратно масштабного анализа.

Кроме того, даже при выполнении условия (19) далеко не все типы вейвлетов могут гарантировать реконструкцию сигналов, как таковую. Однако и такие вейвлеты могут быть полезны для анализа особенностей сигналов, как дополнительного метода к другим методам анализа и обработки данных. В общем случае, при отсутствии строгой ортогональности вейвлетной функции (17), для обратного преобразования применяется выражение:

$$s(t) = (1/C_\psi) \int_{\mathbb{R}} (1/a^2) C(a,b) \psi^\#(a,b,t) da db, \quad (19')$$

где индексом $\psi^\#(a,b,t)$ обозначен ортогональный "двойник" базиса $\psi(a,b,t)$, о котором будет изложено ниже.

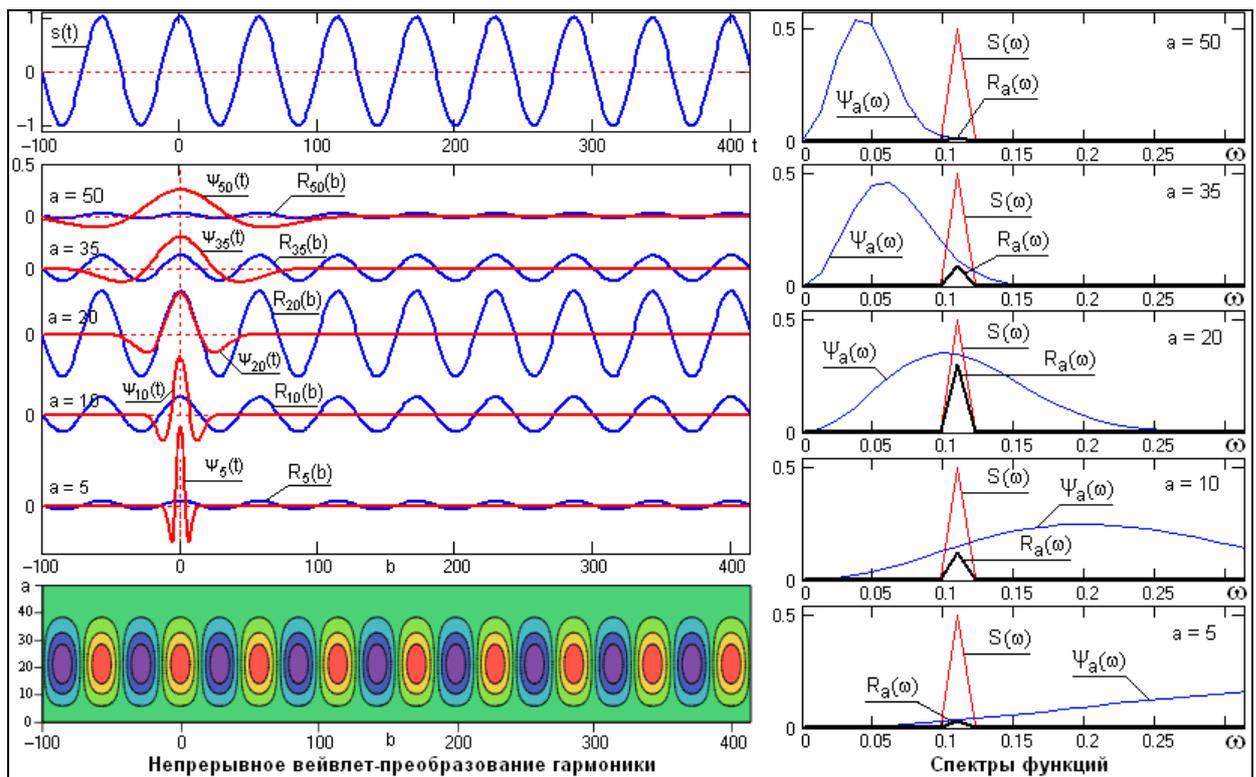


Рис. 9. Вейвлет–преобразование чистого гармонического сигнала

Таким образом, непрерывное вейвлет–преобразование представляет

собой разложение сигнала по всем возможным сдвигам и сжатиям/растяжениям некоторой локализованной финитной функции – вейвлета. При этом переменная 'a' определяет масштаб вейвлета и эквивалентна частоте в преобразованиях Фурье, а переменная 'b' – сдвиг вейвлета по сигналу от начальной точки в области его определения, шкала которого повторяет временную шкалу анализируемого сигнала. Вейвлетный анализ является частотно–пространственным анализом сигналов.

В качестве примера рассмотрим вейвлет–преобразование чистого гармонического сигнала $s(t)$, приведенного на рис. 9. На этом же рисунке ниже приведены вейвлеты $\psi_a(t)$ симметричного типа разных масштабов.

Скалярное произведение (17) "просмотра" сигнала вейвлетом определенного масштаба 'a' может быть записано в следующей форме:

$$C_a(b) = \langle s(t), \psi_a(t+b) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_a(t+b) dt. \quad (21)$$

Но выражение (21) эквивалентно взаимной корреляционной функции $R_a(b)$ сигналов $s(t)$ и $\psi_a(t)$. Если сигнал $s(t)$ представляет собой гармонику, а второй сигнал симметричен, задан на компактном носителе и имеет нулевое среднее значение, то, как известно, форма взаимной корреляционной функции таких сигналов также является центрированным гармоническим сигналом. В частотной области скалярное произведение двух функций отображается произведением Фурье–образов этих функций, которые приведены на рисунке в правом столбце спектров. Масштабы спектров $\psi_a(\omega)$ и $R_a(\omega)$ для наглядности сопоставления нормированы к спектру $s(t)$. Максимальная амплитуда гармоники $R_a(b)$ будет наблюдаться при совпадении средней частоты локализации вейвлета $\psi_a(t)$ определенного масштаба 'a' в частотной области с частотой сигнала $s(t)$, что и можно видеть на рис. 9 для функции $R_a(b)$ при масштабе вейвлета $a=20$. Результирующий вейвлетный спектр непрерывного вейвлет–преобразования гармоники приведен на левом нижнем графике и

показывает точное положение на временной оси 'b' максимумов и минимумов гармонического сигнала.

Дискретное вейвлет–преобразование. В принципе, при обработке данных на ПК может выполняться дискретизированная версия непрерывного вейвлет–преобразования с заданием дискретных значений параметров (a, b) вейвлетов с произвольным шагом Δa и Δb . В результате получается избыточное количество коэффициентов, намного превосходящее число отсчетов исходного сигнала, которое не требуется для реконструкции сигналов.

Дискретное вейвлет–преобразование (ДВП) обеспечивает достаточно информации, как для анализа сигнала, так и для его синтеза, являясь вместе с тем экономным по числу операций и по требуемой памяти. ДВП оперирует с дискретными значениями параметров a и b , которые задаются, как правило, в виде степенных функций:

$$a = a_0^{-m}, \quad b = k \cdot a_0^{-m}, \quad a_0 > 1, \quad m, k \in I,$$

где I – пространство целых чисел $\{-\infty, \infty\}$, m – параметр масштаба, k – параметр сдвига. Базис пространства $L^2(\mathbb{R})$ в дискретном представлении:

$$\psi_{mk}(t) = |a_0|^{m/2} \psi(a_0^m t - k), \quad m, k \in I, \quad \psi(t) \in L^2(\mathbb{R}). \quad (22)$$

Вейвлет–коэффициенты прямого преобразования:

$$C_{mk} = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi_{mk}(t) dt \quad (23)$$

Значение 'a' может быть произвольным, но обычно принимается равным 2, при этом преобразование называется диадным вейвлет–преобразованием. Для диадного преобразования разработан быстрый алгоритм вычислений, аналогичный быстрому преобразованию Фурье, что предопределило его широкое использование при анализе массивов цифровых данных.

Обратное дискретное преобразование для непрерывных сигналов при нормированном ортогональном вейвлетном базисе пространства:

$$s(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{mk} \psi_{mk}(t) \quad (24)$$

Число использованных вейвлетов по масштабному коэффициенту m задает уровень декомпозиции сигнала, при этом за нулевой уровень ($m = 0$) обычно принимается уровень максимального временного разрешения сигнала, т.е. сам сигнал, а последующие уровни ($m < 0$) образуют ниспадающее вейвлет-дерево. В программном обеспечении вычислений для исключения использования отрицательной нумерации по m знак 'минус' обычно переносится непосредственно в (22), т.е. используется следующее представление базисных функций:

$$\psi_{mk}(t) = |a_0|^{-m/2} \psi(a_0^{-m}t - k), \quad m, k \in I, \quad \psi(t) \in L^2(\mathbb{R}). \quad (22')$$

Устойчивость дискретного базиса определяется следующим образом.

Функция $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ называется R -функцией, если базис на ее основе по (22) является базисом Рисса (Riesz). Для базиса Рисса существуют значения A и B , $0 < A \leq B < \infty$, для которых выполняется соотношение

$$A \|c_{mk}\|^2 \leq \left\| \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{mk} \psi_{mk}(t) \right\|^2 \leq B \|c_{mk}\|^2$$

если энергия ряда c_{mk} конечна. При этом для любой R -функции существует базис $\psi_{mk}^{\#}(t)$, который ортогонален базису $\psi_{mk}(t)$. Его называют ортогональным "двойником" базиса $\psi_{mk}(t)$, таким, что

$$\langle \psi_{mk}(t), \psi_{nl}^{\#}(t) \rangle = \delta_{mn} \cdot \delta_{kl}.$$

Если $A = B = 1$ и $a_0 = 2$, то семейство базисных функций $\{\psi_{mk}(t)\}$ является ортонормированным базисом и возможно полное восстановление исходного сигнала, при этом $\psi_{mk}(t) \equiv \psi_{mk}^{\#}(t)$ и для реконструкции сигналов используется формула (24). Если $\psi(t)$ не ортогональный вейвлет, но имеет "двойника", то на базе "двойника" вычисляется семейство $\psi_{mk}^{\#}(t)$, которое и используется при обратном преобразовании вместо $\psi_{mk}(t)$, при этом точное восстановление исходного сигнала не гарантировано, но оно будет близко к нему в среднеквадратическом смысле.

Как и для непрерывного вейвлет-преобразования, обратное дискретное преобразование (24) не может выполнить восстановление нецентрированных сигналов в силу нулевого первого момента вейвлетных функций и, соответственно, центрирования значения вейвлет-

коэффициентов C_{mk} при прямом вейвлет–преобразовании. Поэтому при обработке числовых массивов данных дискретные вейвлеты используются, как правило, в паре со связанными с ними дискретными скейлинг–функциями. Скейлинг–функции имеют с вейвлетами общую область задания и определенное соотношение между значениями, но первый момент скейлинг–функций по области определения равен 1. Если вейвлеты рассматривать, как аналоги полосовых фильтров сигнала, в основном, высокочастотных при выделении локальных особенностей в сигнале, то скейлинг–функции вейвлетов представляет собой аналоги низкочастотных фильтров, которыми из сигнала выделяются в отдельный массив составляющие, не прошедшие вейвлетную фильтрацию. Так, например, порождающая скейлинг–функция вейвлета Хаара (16) задается следующим выражением:

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1, & 0 < t < 1 \\ 0, & t < 0, t > 1. \end{cases}$$

При обозначении скейлинг–функций индексом $\phi_{mk}(t)$ аналика скейлинг–функций повторяет выражения (23–24) и образует дополнительный базис пространства $L^2(\mathbb{R})$. Сумма вейвлет–коэффициентов и скейлинг–коэффициентов разложения сигналов соответственно дает возможность выполнять точную реконструкцию сигналов, при этом вместо (25) используется следующее выражение обратного вейвлет–преобразования:

$$s(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} Ca_k \varphi_k(t) + \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} Cd_{mk} \psi_{mk}(t) \quad (26)$$

где Ca_k – скейлинг–коэффициенты, которые обычно называют коэффициентами аппроксимации сигнала, Cd_{mk} – вейвлет–коэффициенты или коэффициенты детализации. Более подробно использование скейлинг–функций будет рассмотрено в теме вейвлетного кратномасштабного анализа.

Частотно–временная локализация вейвлет–анализа. Реальные

сигналы, как правило, конечны и принадлежат пространству $L^2(\mathbb{R})$. Частотный спектр сигналов обратно пропорционален их длительности. Соответственно, достаточно точный низкочастотный анализ сигнала должен производиться на больших интервалах его задания, а высокочастотный – на малых. Если частотный состав сигнала претерпевает существенные изменения на интервале его задания, то преобразование Фурье дает только усредненные данные частотного состава сигнала с постоянным частотным разрешением. Определенная частотно–временная локализация анализа создается применением оконного преобразования Фурье, что дает семейства частотных спектров, локализованных во времени, но в пределах постоянной ширины окна оконной функции, а, следовательно, также с постоянным значением и частотного, и временного разрешения.

В отличие от оконного преобразования Фурье, вейвлет–преобразование, при аналогичных дискретных значениях сдвигов b , дает семейства спектров масштабных коэффициентов a сжатия–растяжения

$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) |a|^{-1/2} \psi_0 [(t - b)/a] dt$$

Если считать, что каждый вейвлет имеет определенную "ширину" своего временного окна, которому соответствует определенная "средняя" частота спектрального образа вейвлета, обратная его масштабному коэффициенту a , то семейства масштабных коэффициентов вейвлет–преобразования можно считать аналогичными семействам частотных спектров оконного преобразования Фурье, но с одним принципиальным отличием. Масштабные коэффициенты изменяют "ширину" вейвлетов и, соответственно, "среднюю" частоту их фурье–образов, а, следовательно, каждой частоте соответствует своя длительность временного окна анализа, и наоборот. Так малые значения параметра a , характеризующие быстрые составляющие в сигналах, соответствуют высоким частотам, а большие значения – низким частотам. За счёт изменения масштаба вейвлеты

способны выявлять различия на разных частотах, а за счёт сдвига (параметр b) проанализировать свойства сигнала в разных точках на всём исследуемом временном интервале. Многомерное временное окно вейвлет-преобразования адаптировано для оптимального выявления и низкочастотных, и высокочастотных характеристики сигналов.

Для произвольной оконной функции $z(t) \in L^2(\mathbb{R})$ ее центр и радиус определяются формулами:

$$t_0 = \frac{1}{\|z(t)\|^2} \int_{-\infty}^{\infty} t |z(t)|^2 dt,$$

$$\Delta_z = \frac{1}{\|z(t)\|} \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} (t - t_0)^2 |z(t)|^2 dt}$$

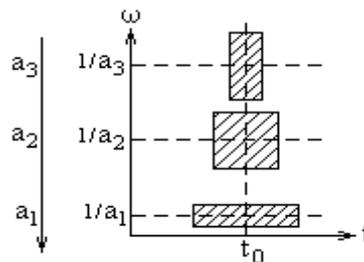


Рис. 10. Схематическое изображение частотно-временных окон преобразования.

Изменение частотно-временного окна вейвлета определяет угол влияния значений функции в произвольных точках t_i на значения коэффициентов $S(a,b)$. И наоборот, угол влияния из точки $S(a_i,b_i)$ на ось t определяет интервал значений функции, которые принимают участие в вычислении данного коэффициента $S(a_i,b_i)$ – область достоверности. Схематически это показано на рис. 11.

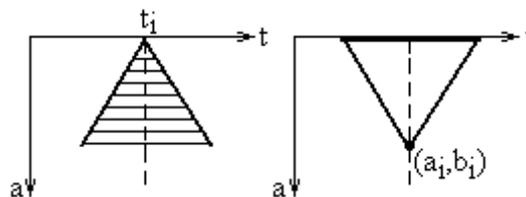


Рис. 11. Изменение частотно-временного окна вейвлета

По углу влияния наглядно видно, что высокочастотная

(мелкомасштабная) информация вычисляется на основе малых интервалов сигналов, а низкочастотная – на основе больших. Поскольку анализируемые сигналы всегда конечны, то при вычислении коэффициентов на границах задания сигнала область достоверности выходит за пределы сигнала, и для уменьшения погрешности вычислений сигнал дополняется заданием начальных и конечных условий.

Образное представление преобразования. Представим себе длинный и узкий стеклянный ларь, произвольно заполненный шарами трех разных диаметров: 5, 10 и 15 см. Взглянем на ларь сбоку, и линию высоты насыпки будем считать значением сигнала в зависимости от расстояния от одного из торцов ларя (условно – нулевого).

Возьмем первый "вейвлет" – идеальное дифференциальное сито с диаметром отверстий $d=5$ см, через которое проходят только пятисантиметровые шары (аналог значения a_0). Передвигаясь вдоль ларя, "просеем" через это сито шары в ларе, не перемешивая их по расстоянию от нулевого торца ларя и размещая отсеиваемые шары в таком же ларе, сохраняя расстояние от начала ларя. Сменим масштаб "вейвлета" и повторим эту операцию ситом с диаметром отверстий 10, а затем 15 см. Если все три ларя расположить рядом, мы получим двумерную "поверхность" насыпки отсеянных шаров, которая наглядно покажет распределение шаров в ларе и по размерам, и по их концентрации в различных участках ларя.

Данная модель разложения является довольно грубой, но интуитивно понятно, что обратная сборка шаров в ларь с сохранением их местоположения с определенной точностью восстановит высоту насыпки. Замените шары короткими фрагментами электронных сигналов произвольной, но одной и той формы в пределах диаметра шаров, например такими, как $\psi(t)$ на рис. 7, сложите все значения сигналов по текущим значениям t , и Вы получите сложный суммарный сигнал.

Используя прямое вейвлет–преобразование с вейвлетами этих же

составляющих, можем разложить суммарный сигнал на составляющие в масштабно–временной плоскости. Заменяем масштабную ось ширины вейвлетов на обратную ей частотную ось, и представим результаты в частотно–временной плоскости. Заметим только, что точность, представительность и информативность результатов анализа во многом будут зависеть как от формы и особенностей анализируемого сигнала, так и от формы выбранных вейвлетов и параметров масштабирования и сдвига.

Это определяется тем, что дифференциальное сито в примере с шарами – идеальная операция разделения, в то время как при вейвлет–преобразовании "идентификация" составляющих выполняется по скалярному произведению сигнала и функции вейвлета.

Скалярное произведение в принципе не может давать однозначного ответа типа "да–нет", а только "наносит" на масштабно–временную плоскость определенные значения величины скалярного произведения. С одной стороны, выбор типа вейвлета вносит определенную субъективность исследователя в методику исследования сигналов, но, с другой стороны, дает исследователю новые возможности и свободу в поиске наиболее эффективных и оптимальных методов обработки сигналов и извлечения из них необходимой информации[12].

Практическое использование вейвлет–преобразований связано, в основном, с дискретными вейвлетами как в силу повсеместного использования цифровых методов обработки данных, так и в силу ряда различий дискретного и непрерывного вейвлет–преобразований.

Непрерывные вейвлеты дают несколько более наглядное представление результатов анализа в виде поверхностей вейвлет–коэффициентов по непрерывным переменным. На рис. 12 анализируемый сигнал состоит из двух модулированных гауссианов. Преобразование вейвлетом Морлета четко показывает их пространственную и частотную локализацию, в то время как спектр Фурье дает только частотную

локализацию.

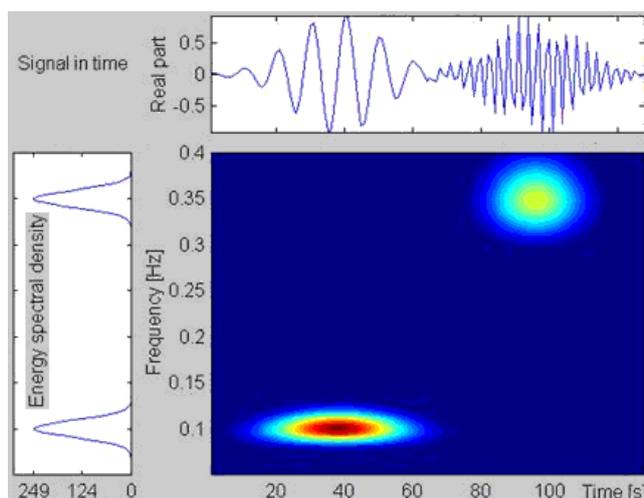


Рис. 12. Анализируемый сигнал состоит из двух модулированных гауссианов

Однако базисы на основе непрерывных вейвлетов, как правило, не являются строго ортонормированными, поскольку элементы базиса бесконечно дифференцируемы и экспоненциально спадают на бесконечности. У дискретных вейвлетов эти проблемы легко снимаются, что обеспечивает более точную реконструкцию сигналов.

Выбор конкретного вида и типа вейвлетов во многом зависит от анализируемых сигналов и задач анализа, при этом немалую роль играет интуиция и опыт исследователя. Для получения оптимальных алгоритмов преобразования разработаны определенные критерии, но их еще нельзя считать окончательными, т.к. они являются внутренними по отношению к самим алгоритмам преобразования и, как правило, не учитывают внешних критериев, связанных с сигналами и целями их преобразований. Отсюда следует, что при практическом использовании вейвлетов необходимо уделять достаточное внимание проверке их работоспособности и эффективности для поставленных целей по сравнению с известными методами обработки и анализа.

3. Алгоритмы сжатия изображений с потерями и без потерь

Преимущество методов сжатия с потерями над методами сжатия без потерь состоит в том, что первые существенно превосходят по степени сжатия, продолжая удовлетворять поставленным требованиям, а именно – искажения д.б. в допустимых пределах чувствительности человеческих органов.

Методы сжатия с потерями часто используются для сжатия аналоговых данных – чаще всего звука или изображений.

В таких случаях распакованный файл может очень сильно отличаться от оригинала на уровне сравнения «бит в бит», но практически неотличим для человеческого уха или глаза в большинстве практических применений.

Много методов фокусируются на особенностях строения органов чувств человека. Психоакустическая модель определяет то, как сильно звук может быть сжат без ухудшения воспринимаемого качества звука. Недостатки, причинённые сжатием с потерями, которые заметны для человеческого уха или глаза, известны как артефакты сжатия.

Фотографии, записанные в формате JPEG, могут быть приняты судом (несмотря на то, что данные прошли сжатие с потерями).

Сжатие данных без потерь – метод сжатия данных: видео, аудио, графики, документов представленных в цифровом виде, при использовании которого закодированные данные могут быть восстановлены с точностью до бита. При этом оригинальные данные полностью восстанавливаются из сжатого состояния. Этот тип сжатия принципиально отличается от сжатия данных с потерями. Для каждого из типов цифровой информации, как правило, существуют свои оптимальные алгоритмы сжатия без потерь.

Сжатие данных без потерь используется во многих приложениях. Например, оно используется во всех файловых архиваторах. Оно также используется как компонент в сжатии с потерями.

Сжатие без потерь используется, когда важна идентичность сжатых данных оригиналу. Обычный пример – исполняемые файлы и исходный код. Некоторые графические файловые форматы, такие как PNG, используют только сжатие без потерь; тогда как другие (TIFF, MNG) или GIF могут использовать сжатие как с потерями, так и без[13,25].

Универсальные методы сжатия без потерь. В общем случае можно выделить три базовых варианта, на которых строятся алгоритмы сжатия.

Первая группа методов – преобразование потока. Это предполагает описание новых поступающих несжатых данных через уже обработанные. При этом не вычисляется никаких вероятностей, кодирование символов осуществляется только на основе тех данных, которые уже были обработаны, как например в LZ – методах (названных по имени Абрахама Лемпеля и Якоба Зива). В этом случае, второе и дальнейшие вхождения некой подстроки, уже известной кодировщику, заменяются ссылками на ее первое вхождение.

Вторая группа методов – это статистические методы сжатия. В свою очередь, эти методы делятся на адаптивные (или поточные), и блочные. В первом (адаптивном) варианте, вычисление вероятностей для новых данных происходит по данным, уже обработанным при кодировании. К этим методам относятся адаптивные варианты алгоритмов Хаффмана и Шеннона–Фано.

Во втором (блочном) случае, статистика каждого блока данных высчитывается отдельно, и добавляется к самому сжатому блоку. Сюда можно отнести статические варианты методов Хаффмана, Шеннона–Фано, и арифметического кодирования.

Третья группа методов – это так называемые методы преобразования блока. Входящие данные разбиваются на блоки, которые затем

трансформируются целиком. При этом некоторые методы, особенно основанные на перестановке блоков, могут не приводить к существенному (или вообще какому-либо) уменьшению объема данных. Однако после подобной обработки, структура данных значительно улучшается, и последующее сжатие другими алгоритмами проходит более успешно и быстро.

Наиболее важные теоретические результаты в цифровой компрессии видео были получены еще в конце 70-х. В частности, было установлено, что любое изображение содержит в себе избыточную информацию, не воспринимаемую человеческим глазом. Эта избыточность вызвана сильными корреляционными связями между элементами изображения – изменения от пикселя к пикселю в пределах некоторого участка кадра можно считать несущественными.

Также дело обстоит и с реальным видео – даже при съемке движущихся объектов различие между двумя соседними кадрами невелико.

Итак, перед алгоритмом видеокомпрессии стоит задача обнаружения и фильтрации избыточной информации. Как ее решить?

Наиболее распространенные до сегодняшнего времени методы сжатия, применяющиеся в стандартах JPEG и MPEG, основаны на Фурье-преобразовании сигнала – он представляется в виде набора гармонических колебаний с различными частотами и амплитудами. Важно отметить, что и JPEG, и MPEG, перед тем как обрабатывать изображение, делят его на блоки. Очень часто это приводит к снижению качества – изображение получается сильно дискретизованным, четко видна блочная структура.

Основные результаты и выводы по второй главе

В данной главе диссертационной работы рассмотрены основы вейвлет-преобразований сигналов и изображений, примеры вейвлетов и вейвлет-преобразования. Приведены виды вейвлет-преобразований, такие

как дискретные вейвлет–преобразование и непрерывные вейвлет–преобразование.

Приведены классификация методов сжатия и их основные характеристики, показаны отличительные особенности вейвлет–анализа, которого можно использовать семейства функций, реализующих различные варианты соотношения неопределенности. Соответственно, в этом имеет возможность гибкого выбора между ними и применения тех вейвлетных функций, которые наиболее эффективно решают поставленные задачи.

Исследованы алгоритмы сжатия изображений с потерями и без потерь. Преимущество методов сжатия с потерями над методами сжатия без потерь состоит в том, что первые существенно превосходят по степени сжатия, продолжая удовлетворять поставленным требованиям, а именно – искажения в допустимых пределах чувствительности человеческих органов. Приведены универсальные методы сжатия без потерь, а также алгоритмы сжатия – JPEG и Вейвлет.

Глава III. Программные средства цифровой обработки изображений

1. Обработка изображений на базе математического пакета MATLAB

Язык MATLAB является высокоуровневым интерпретируемым языком программирования, включающим основанные на матрицах структуры данных, широкий спектр функций, интегрированную среду разработки, объектно-ориентированные возможности и интерфейсы к программам, написанным на других языках программирования[29].

Программы, написанные на MATLAB, бывают двух типов – функции и скрипты. Функции имеют входные и выходные аргументы, а также собственное рабочее пространство для хранения промежуточных результатов вычислений и переменных. Скрипты же используют общее рабочее пространство. Как скрипты, так и функции не компилируются в машинный код и сохраняются в виде текстовых файлов. Существует также возможность сохранять так называемые pre-parsed программы – функции и скрипты, обработанные в вид, удобный для машинного исполнения. В общем случае такие программы выполняются быстрее обычных, особенно если функция содержит команды построения графиков.

Основной особенностью языка MATLAB являются его широкие возможности по работе с матрицами, которые создатели языка выразили в лозунге «думай векторно»

MATLAB предоставляет пользователю большое количество (несколько сотен) функций для анализа данных, покрывающие практически все области математики, в частности:

Матрицы и линейная алгебра – алгебра матриц, линейные уравнения, собственные значения и вектора, сингулярности, факторизация матриц и другие. Многочлены и интерполяция – корни многочленов, операции над

многочленами и их дифференцирование, интерполяция и экстраполяция кривых и другие.

Математическая статистика и анализ данных – статистические функции, статистическая регрессия, цифровая фильтрация, быстрое преобразование Фурье и другие.

Обработка данных – набор специальных функций, включая построение графиков, оптимизацию, поиск нулей, численное интегрирование (в квадратурах) и другие.

Дифференциальные уравнения – решение дифференциальных и дифференциально–алгебраических уравнений, дифференциальных уравнений с запаздыванием, уравнений с ограничениями, уравнений в частных производных и другие.

Разреженные матрицы – специальный класс данных пакета MATLAB, использующийся в специализированных приложениях.

Целочисленная арифметика – выполнение операций целочисленной арифметики в среде MATLAB.

Разработка алгоритмов. MATLAB предоставляет удобные средства для разработки алгоритмов, включая высокоуровневые с использованием концепций объектно–ориентированного программирования. В нём имеются все необходимые средства интегрированной среды разработки, включая отладчик и профайлер. Функции для работы с целыми типами данных облегчают создание алгоритмов для микроконтроллеров и других приложений, где это необходимо.

Визуализация данных. В составе пакета MATLAB имеется большое количество функций для построения графиков, в том числе трёхмерных, визуального анализа данных и создания анимированных роликов.

Встроенная среда разработки позволяет создавать графические интерфейсы пользователя с различными элементами управления, такими как кнопки, поля ввода и другими. Независимые приложения.

Программы MATLAB, как консольные, так и с графическим

интерфейсом пользователя, могут быть собраны с помощью компоненты MATLAB Compiler в независимые от MATLAB исполняемые приложения или динамические библиотеки, для запуска которых на других компьютерах, однако, требуется установка свободно распространяемой среды MATLAB Compiler Runtime [19,30].

Внешние интерфейсы. Пакет MATLAB включает различные интерфейсы для получения доступа к внешним подпрограммам, написанным на других языках программирования, данным, клиентам и серверам, общающимся через технологии Component Object Model или Dynamic Data Exchange, а также периферийным устройствам, которые взаимодействуют напрямую с MATLAB. Многие из этих возможностей известны под названием MATLAB API.

Для MATLAB имеется возможность создавать специальные наборы инструментов, расширяющих его функциональность. Наборы инструментов представляют собой коллекции функций, написанных на языке MATLAB для решения определённого класса задач. MATLAB предоставляет наборы инструментов, которые используются во многих областях, включая следующие:

Цифровая обработка сигналов, изображений и данных: DSP Toolbox, Image Processing Toolbox, Wavelet Toolbox, Communication Toolbox, Filter Design Toolbox – наборы функций, позволяющих решать широкий спектр задач обработки сигналов, изображений, проектирования цифровых фильтров и систем связи.

Системы управления: Control Systems Toolbox, μ -Analysis and Synthesis Toolbox, Robust Control Toolbox, System Identification Toolbox, LMI Control Toolbox, Model Predictive Control Toolbox, Model-Based Calibration Toolbox – наборы функций, облегчающих анализ и синтез динамических систем, проектирование, моделирование и идентификацию систем управления, включая современные алгоритмы управления, такие

как робастное управление, H_∞ -управление, ЛМН-синтез, μ -синтез и другие.

Анализ и синтез географических карт, включая трёхмерные: Mapping Toolbox.

Сбор и анализ экспериментальных данных: Data Acquisition Toolbox, Image Acquisition Toolbox, Instrument Control Toolbox, Link for Code Composer Studio – наборы функций, позволяющих сохранять и обрабатывать данные, полученные в ходе экспериментов, в том числе в реальном времени. Поддерживается широкий спектр научного и инженерного измерительного оборудования.

Визуализация и представление данных: Virtual Reality Toolbox – позволяет создавать интерактивные миры и визуализировать научную информацию с помощью технологий виртуальной реальности и языка VRML.

Базы данных: Database Toolbox – инструменты работы с базами данных.

Символьные вычисления: Symbolic Math Toolbox – инструменты для символьных вычислений с возможностью взаимодействия с символьным процессором программы Maple. Помимо вышеперечисленных, существуют тысячи других наборов инструментов для MATLAB, написанных другими компаниями и энтузиастами.

2. Программный комплекс оказание интерактивных услуг по обучению на основе мультимедийных данных

В процессе исследований проводимой в настоящей работе разработаны алгоритмы и программные средства для обработки и сжатие изображений с использованием вейвлет-функций. В результате диссертационной работе предложенные алгоритмы и программные средства нашли свое место использование информационной системы

оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами, базирующегося на мультимедийные контентны.

При разработке интерактивных уроков и информационной системы для оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами использованы языки и технологии программирования PHP, HTML, CSS, JavaScript, фреймворк CodeIgniter и инструмент разработки анимации Flash, а также встроенный скриптовый язык ActionScript.

PHP – скриптовый язык программирования общего назначения, интенсивно применяемый для разработки веб–приложений. В настоящее время поддерживается подавляющим большинством хостинг–провайдеров и является одним из лидеров среди языков программирования, применяющихся для создания динамических веб–сайтов.

PHP поддерживает широкие объектно–ориентированные возможности. Класс в PHP объявляется с помощью ключевого слова `class`. Методы и поля класса могут быть общедоступными (`public`, по умолчанию), защищёнными (`protected`) и скрытыми (`private`). PHP поддерживает все три основных механизма ООП – инкапсуляцию, полиморфизм и наследование (родительский класс указывается с помощью ключевого слова `extends` после имени класса). Разрешается объявление финальных, абстрактных методов и классов. Множественное наследование классов не поддерживается, однако класс может реализовывать несколько интерфейсов.

HTML – язык гипертекстовой разметки документов. Назначение HTML в том, чтобы сделать документы пригодными для чтения с экрана монитора.

HTML представляет собой совокупность достаточно простых команд, которые вставляются в исходный текст документа и позволяют управлять представлением этого документа на экране дисплея. Таким

образом, текст, созданный с помощью любого текстового редактора, а затем сохраненный в формате HTML, становится Web-страницей (HTML-документом) после добавления в него команд языка HTML.

CSS – формальный язык описания внешнего вида документа, написанного с использованием языка разметки. Преимущественно используется как средство описания, оформления внешнего вида веб-страниц, написанных с помощью языков разметки HTML и XHTML, но может также применяться к любым XML-документам.

CSS используется создателями веб-страниц для задания цветов, шрифтов, расположения отдельных блоков и других аспектов представления внешнего вида этих веб-страниц. Основной целью разработки CSS являлось разделение описания логической структуры веб-страницы от описания внешнего вида этой веб-страницы. Такое разделение может увеличить доступность документа, предоставить большую гибкость и возможность управления его представлением, а также уменьшить сложность и повторяемость в структурном содержимом. Кроме того, CSS позволяет представлять один и тот же документ в различных стилях или методах вывода, таких как экранное представление и печатное представление.

JavaScript – прототипно-ориентированный сценарный язык программирования. JavaScript обычно используется как встраиваемый язык для программного доступа к объектам приложений. Наиболее широкое применение находит в браузерах как язык сценариев для придания интерактивности веб-страницам.

Основные архитектурные черты: динамическая типизация, слабая типизация, автоматическое управление памятью, прототипное программирование, функции как объекты первого класса.

JavaScript существенно расширяет возможности при разработке веб-страниц. Например, с его помощью можно открывать фотографию в отдельном окне без панели инструментов, строки состояния и адреса

страницы, что позволяет более рационально использовать площадь экрана монитора.

Flash – мультимедийная платформа компании Adobe для создания веб–приложений или мультимедийных презентаций. Широко используется для создания рекламных баннеров, анимации, игр, а также воспроизведения на веб–страницах видео– и аудиозаписей.

Adobe Flash позволяет работать с векторной, растровой и с трёхмерной графикой используя при этом GPU, а также поддерживает двунаправленную потоковую трансляцию аудио и видео.

ActionScript – объектно–ориентированный язык программирования, один из диалектов ECMAScript, который добавляет интерактивность, обработку данных и многое другое в содержимое Flash–приложений. ActionScript исполняется виртуальной машиной (ActionScript Virtual Machine), которая является составной частью Flash Player. ActionScript компилируется в байт–код, который включается в SWF–файл.

SWF–файлы исполняются Flash Player–ом. Flash Player существует в виде плагина к веб–браузеру, а также как самостоятельное исполняемое приложение (standalone). Во втором случае возможно создание исполняемых exe–файлов (projector), когда Flash Player включается в swf–файл. С помощью ActionScript можно создавать интерактивные мультимедиа–приложения, игры, веб–сайты и многое другое.

Разработанная информационная система предоставляет следующие возможности:

- формирование текстовых информации, материалов для дистанционных курсов;
- обработки и трансляции мультимедийных данных информационной системы;
- базы данных хранения и обработки мультимедиа контента информационной системы;

- оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами.

3. Структура и алгоритм работы информационной системы

Основная структура информационной системы состоит из сервера приложений, сервера базы данных, страницы информационный системы и мультимедийных интерактивных курсов (рис. 13).

Сервер приложений – это программная платформа, предназначенная для эффективного исполнения процедур (программ, механических операций, скриптов), которые поддерживают построение приложений. Сервер приложений действует как набор компонентов, доступных разработчику программного обеспечения через API. В нашем случае сервером приложений служит веб-сервер – Apache. Современные серверы приложений нацелены не только генерировать веб-страницы, а выполнять такие сервисы как кластеризация, отказоустойчивость и балансировка нагрузки, позволяя таким образом разработчикам сфокусироваться только на реализации бизнес-логики.

Сервер базы данных – выполняет обслуживание и управление базой данных и отвечает за целостность и сохранность данных, а также обеспечивает операции ввода-вывода при доступе клиента к информации. Для информационной системы использовано сервер базы данных MySQL.

Страницы информационный системы – эта совокупность страниц разработанные с помощью технологии HTML и PHP, которые служат выполняют той или иной операции, связанные с отображением данных, трансляцией аудио и видео данных, обработкой изображений.

Мультимедийные интерактивные курсы – эта совокупность электронных файлов мультимедийных интерактивных уроков предназначенные использовать в процессе обучения.

Данная информационная система служить для интерактивного обучения по информационным технологиям которая осуществляется через сети Интернет.

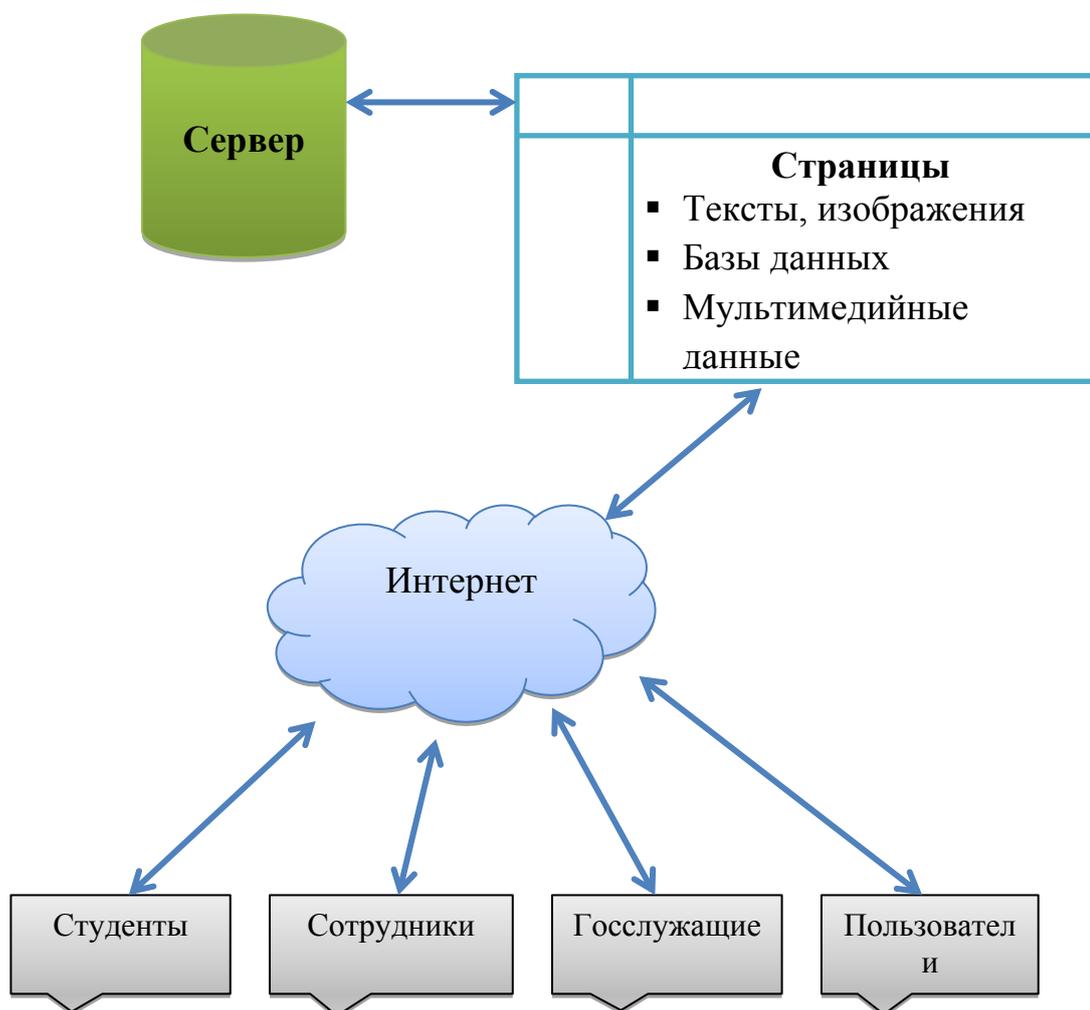


Рис. 13. Структура информационной системы

Схема взаимодействия пользователей с системой осуществляется по следующему порядку:

- Пользователи получают доступ к информационной системе через веб-страницы системы;
- Выбирает соответствующий раздел и урок для ознакомления;
- Запускает проигрыватель системы для воспроизведения мультимедийных интерактивных уроков.

Алгоритм воспроизведения мультимедийных интерактивных уроков представлен на рис. 14.

Экранный интерфейс информационной системы представлен на рисунке 15.

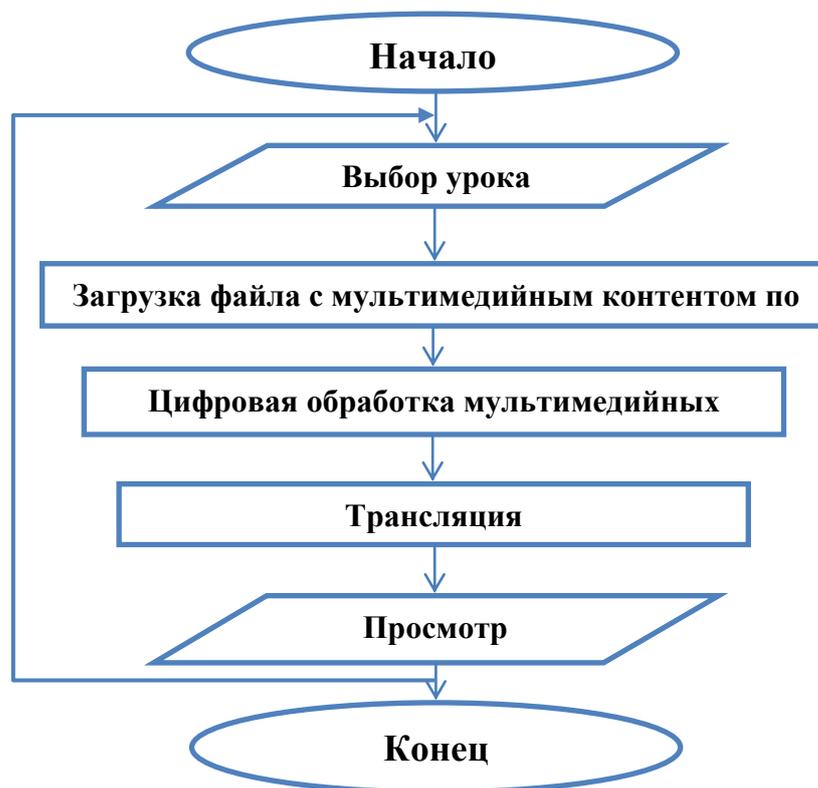


Рис. 14. Алгоритм воспроизведения мультимедийных интерактивных уроков

Алгоритм воспроизведения мультимедийных интерактивных уроков состоит из следующих шагов:

1. Выбор урока;
2. Загрузка файла с мультимедийным контентом по частям;
3. Цифровая обработка мультимедийных данных;
4. Трансляция;
5. Просмотр.

В информационной системе предусмотрены и внедрены ряд функций, которые предназначены для управления и обработки мультимедийных данных в системе:

1. `play_lesson($id)` – данная функция предназначена для вызова и воспроизведения мультимедийных уроков;

2. `get_lesson($link)` – данная функция предназначена для получения местонахождения файла мультимедийных уроков;
3. `result($user_id, $theme)` – данная функция предназначена для обработки результатов оценки знаний по определенному пользователю и тематике;
4. `gradebook($user_id)` – данная функция предназначена для формирования общей истории прохождения уроков и его результатов в разрезе пользователей.

База данных информационной системы оказания интерактивных услуг. База данных служит для хранения и обработки данных о тематиках уроков, пользователях, задачах и параметрах информационной системы (рис.16).



Рис. 15. Экранный интерфейс информационной системы.

Структура базы данных и состав таблиц организовано следующем образом:

- Тематики – в данной таблице формируется направления и тематики дистанционных курсов;
- Уроки – в данной таблице формируется список мультимедийных уроков для обучения;
- Пользователи – в данной таблице формируется список пользователей участвующих в дистанционных курсах;
- Задач – в данной таблице формируется список вопросов и ответов по тематикам курсов для оценки знаний пользователей;
- Результаты – данная таблица предназначена для хранения результатов тестирования.

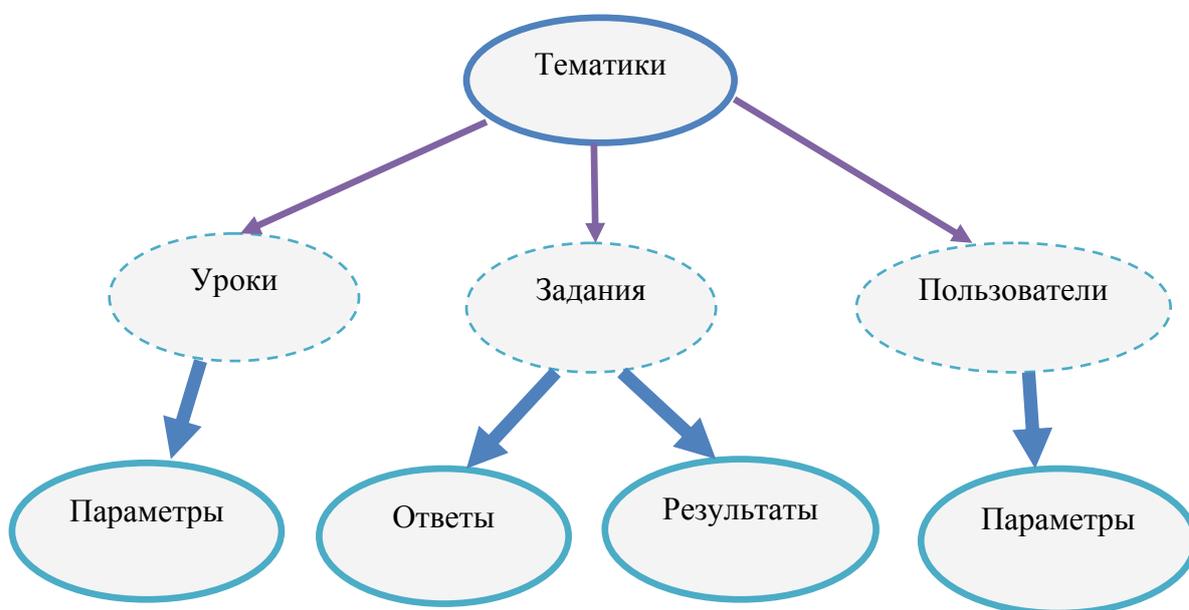


Рис. 16. Структура базы данных.

isoft.themes theme_id : int(11) theme_name : varchar(255) theme_desc : varchar(255) theme_logo : varchar(255) theme_url : varchar(255) theme_folder : varchar(255) theme_big_logo : varchar(255) theme_mean : text	isoft.t_answers answer_id : int(11) question_id : int(11) answer : text correct : int(11)	isoft.users id : int(11) role_id : int(11) fio : varchar(255) username : varchar(25) password : varchar(255) email : varchar(100) banned : tinyint(1) ban_reason : varchar(255) newpass : varchar(34) newpass_key : varchar(32) newpass_time : datetime last_ip : varchar(40) last_login : datetime created : datetime modified : timestamp	isoft.user_autologin key_id : char(32) user_id : mediumint(8) user_agent : varchar(150) last_ip : varchar(40) last_login : timestamp
isoft.lessons lesson_id : int(11) theme_id : int(11) parent : int(11) lesson_name : varchar(255) lesson_desc : blob video : varchar(255) lesson_url : varchar(255) lesson_folder : varchar(255) category_id : int(11)	isoft.t_questions question_id : int(11) theme_id : int(11) section_id : int(11) question : text	isoft.permissions id : int(11) role_id : int(11) data : text	isoft.login_attempts id : int(11) ip_address : varchar(40) time : timestamp
isoft.category id : int(11) name_cat : varchar(255)	isoft.setting id_setting : int(11) theme_id : int(11) count_answer : int(11) time : varchar(255)	isoft.roles id : int(11) parent_id : int(11) name : varchar(30)	isoft.user_profile id : int(11) user_id : int(11) country : varchar(20) website : varchar(255)
	isoft.result res_id : int(11) user_id : int(11) theme_id : int(11) count_ques : int(11) correct_ans : int(11) procent : int(11) last_date : datetime	isoft.roles id : int(11) parent_id : int(11) name : varchar(30)	isoft.user_temp id : int(11) username : varchar(255) password : varchar(34) email : varchar(100) activation_key : varchar(50) last_ip : varchar(40) created : timestamp
		isoft.membership id : int(11) first_name : varchar(32) last_name : varchar(32) email_address : varchar(64) username : varchar(32) password : varchar(32)	isoft.ci_sessions session_id : varchar(40) ip_address : varchar(16) user_agent : varchar(150) last_activity : int(10) unsigned user_data : text

Рис. 17. Содержание и таблицы базы данных.

Основные программные модули информационной системы:

1. auth – модуль авторизации;
2. lessons – модуль управления уроками;
3. main – основной модуль привязки системы;
4. test – модуль управления тестовыми задачами;
5. users_info – модуль управления пользователями;
6. welcome – модуль доступа уроков.

Назначение основных таблиц базы данных информационной системы:

1. **themes** – хранятся данные об основных тематиках курсов;
2. **lessons** – хранятся данные об уроках интерактивных курсов;
3. **t_questions** – храниться список вопросов по урокам и тематикам дистанционных курсов;
4. **t_answers** – храниться варианты ответов для тестовых задач по урокам и тематикам дистанционных курсов;

5. **setting** – хранятся данные о параметрах системы;
6. **result** – хранятся данные о результатах тестирования;
7. **users** – хранятся данные о слушателях и пользователях информационной системы.

4. Подсистема обработки изображений на базе вейвлет–Хаара

На примере преобразования Хаара хорошо видна структура вейвлет–преобразования дискретного сигнала. На каждом шаге преобразования сигнал распадается на две составляющие: приближение с более низким разрешением – аппроксимацию и детализирующую информацию.

Рассмотрим двумерный сигнал (изображение) s –матрицу конечного или бесконечного размера. Применим к каждой строке матрицы один шаг одномерного вейвлет–преобразования. В результате получится две матрицы, строки которых содержат аппроксимированную и детализирующую составляющие строк исходной матрицы. К каждому столбцу обеих матриц также применим шаг одномерного преобразования.

В результате получается четыре матрицы. Первая является аппроксимирующей составляющей исходного сигнала (огрубленной версией), остальные три содержат детализирующую информацию – вертикальную, горизонтальную и диагональную. Таким образом, шаг двумерного преобразования свелся к композиции одномерных преобразований. Поэтому реализация двумерного преобразования не требует никаких дополнительных операций.

Например, для изображения 512x512 пикселей получим после первого преобразования 4 матрицы размером 256x256 элементов (рис 18.)

В первой, как легко догадаться, будет храниться уменьшенная копия изображения. Во второй – усредненные разности пар значений пикселей по горизонтали. В третьей – усредненные разности пар значений

пикселей по вертикали. В четвертой – усредненные разности значений пикселей по диагонали.

По аналогии с двумерным случаем мы можем повторить наше преобразование и получить вместо первой матрицы 4 матрицы размером 128×128 . Повторив наше преобразование в третий раз, мы получим в итоге: 4 матрицы 64×64 , 3 матрицы 128×128 и 3 матрицы 256×256 .

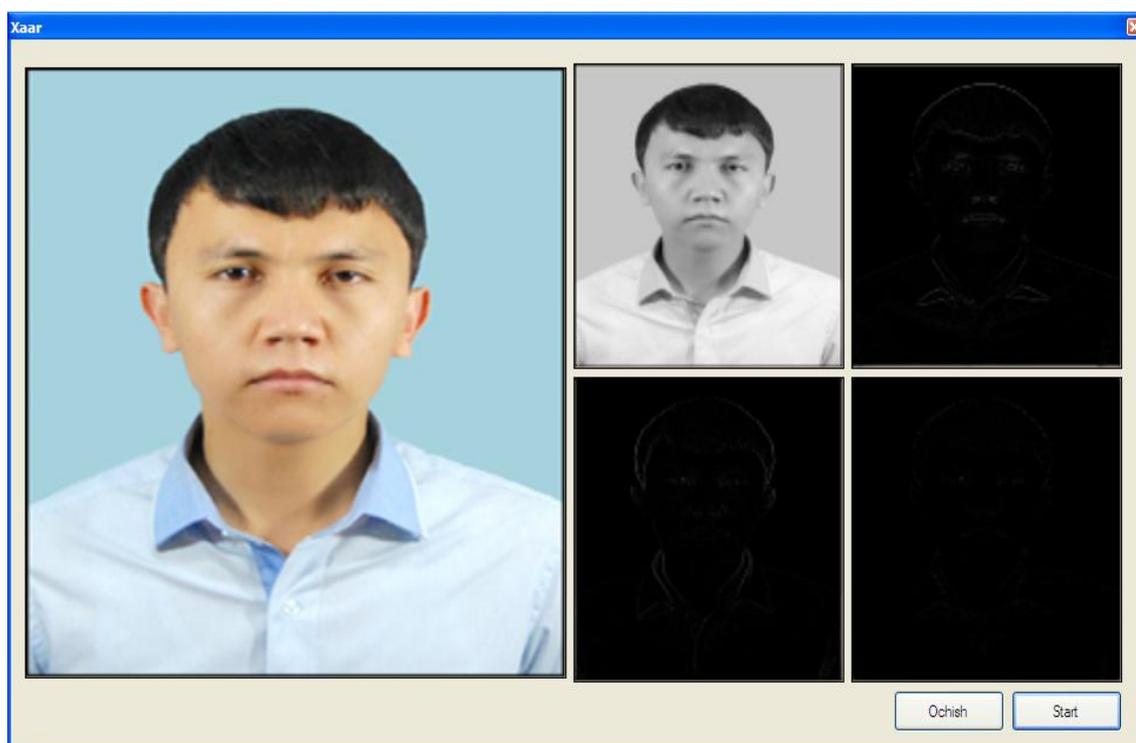


Рисунок 18. Реализация двумерного вейвлет–преобразования.

Данная подсистема позволяет обработать изображений с результатом сжатие для использования в мультимедийных интерактивных курсах. Так как мультимедийные уроки состоит из аудио и видеоинформации. Такие мультимедийные уроки будут занимать огромные размеры, которые приводит к невозможности использования через сети Интернет. В результате диссертационного использования использованы методы вейвлет преобразования для уменьшения размеров мультимедийных уроков.

Основные результаты и выводы по третьей главе

Рассмотрены возможности использования математического пакета MATLAB в качестве инструмента обработки изображений с помощью вейвлет-функций. Показаны возможности языка MATLAB, как высокоуровневым интерпретируемым языком программирования, включающим основанные на матрицах структуры данных, широким спектр функций, интегрированную среду разработки, объектно-ориентированные возможности и интерфейсы к программам, написанным на других языках программирования.

Разработана и предложена информационная система оказания интерактивных услуг по обучению на основе мультимедийных данных. Приведены основные возможности, структура информационной системы и алгоритмы обработки и воспроизведения мультимедийных данных. Создана база данных информационной системы для хранения и обработки данные о тематиках, уроках, пользователях и заданий.

В процессе исследований проведенной в настоящей работе разработан алгоритмы и программные средства для обработки и сжатие изображений с использованием вейвлет-функций. Предложены программные модули и интерфейсы для персональных компьютеров.

Заключение

Основные теоретические и практические результаты, полученные в настоящей диссертационной работе, заключаются в следующем:

1. Рассмотрены понятие сигнала и информации, формы цифровых сигналов и представление цифровых изображений, а также приведены определение цифровых изображений, что они в математическом представлении – двумерный сигнал, несущий огромное количество информации.

2. Изучение основы цифровой обработки сигналов и изображений показывает, что цифровая обработка сигналов – это обработка цифровых сигналов цифровыми методами и цифровыми средствами. Приведены формула определения ЦОС, этапы проектирование системы ЦОС и комплекс задач, которые необходимо решать на пути разработки систем и устройств ЦОС. В данном случае важнейшее значение для ЦОС имеют также средства автоматизации проектирования аппаратного и программного обеспечения процессоров.

3. Исследованы методы цифровой обработки изображений на основе вейвлет–функций, набор дискретных Wavelet – функций, Вейвлет – коэффициенты, методы сжатие изображений без потерь и с потерями, а также выбор вейвлетов для сжатия изображения, осуществление преобразования на границах изображения, квантование и энтропийное кодирование. Рассмотрены основы вейвлет–преобразований сигналов и изображений, примеры вейвлетов и вейвлет–преобразования. Приведены виды вейвлет–преобразований, такие как дискретные вейвлет–преобразование и непрерывные вейвлет–преобразование.

4. Приведены классификация методов сжатия и их основные характеристики, показаны отличительные особенности вейвлет–анализа, которого можно использовать семейства функций, реализующих различные варианты соотношения неопределенности. Соответственно, в

этом имеет возможность гибкого выбора между ними и применения тех вейвлетных функций, которые наиболее эффективно решают поставленные задачи.

5. Исследованы алгоритмы сжатия изображений с потерями и без потерь. Преимущество методов сжатия с потерями над методами сжатия без потерь состоит в том, что первые существенно превосходят по степени сжатия, продолжая удовлетворять поставленным требованиям, а именно – искажения в допустимых пределах чувствительности человеческих органов. Приведены универсальные методы сжатия без потерь, а также алгоритмы сжатия – JPEG и Wavelet.

6. Разработана и предложена информационная система оказания интерактивных услуг по обучению на основе мультимедийных данных. Приведены основные возможности, структура информационной системы и алгоритмы обработки и воспроизведения мультимедийных данных. Создана база данных информационной системы для хранения и обработки данных о тематиках, уроках, пользователях и заданиях. В процессе исследований, разработаны алгоритмы и программные средства для обработки и сжатия изображений с использованием вейвлет-функций и предложены программные модули и интерфейсы для персональных компьютеров.

Список литературы

Нормативно-правовые документы:

1. Указ Президента Республики Узбекистан «О дальнейшем развитии компьютеризации и внедрении информационно-коммуникационных технологий», г. Ташкент. 30 мая 2002 г.
2. Закон Республики Узбекистан «Об информатизации», г. Ташкент. 11 декабря 2003 г.
3. Постановление Президента Республики Узбекистан «О мерах по дальнейшему внедрению и развитию современных информационно-коммуникационных технологий»; г. Ташкент.; 2012.
4. Постановление кабинета министров Республики Узбекистан «О мерах по дальнейшему обновлению и развитию единой интегрированной информационной системы министерства финансов Республики Узбекистан»; г. Ташкент.; 2013.

Учебник и учебные пособия:

5. Марчук В.И. «Методы цифровой обработки сигналов для решения прикладных задач»; Радиотехника, М. 2012.
6. Марчук В.И., Воронин В.В., Шерстобитов А.И. «Метод восстановления значений двумерных сигналов на основе синтеза текстуры и структуры изображений»; Электротехнические и информационные комплексы и системы, Т. 2010.
7. Марчук В.И., Воронин В.В., Франц В.А. В.И. «Модифицированный метод восстановления двумерных сигналов»; Научно-технические ведомости, СПбГПУ. 2011.
8. Тропченко А.Ю., Тропченко А.А. «Цифровая обработка сигналов методы предварительной обработки»; СПб: СПбГУ ИТМО, 2009
9. Ватолин Д., Ратушняк А., Смирнов М., Юкин В. «Методы сжатия данных»; Диалог-Мифи, М. 2002.

10. Воробьев В.И., Грибунин В.Г. «Теория и практика вейвлет преобразований»; Военный университет связи; СПб.; 2000.
11. Востриков А.С., Пустовой Н.В. "Цифровая обработка изображений в информационных системах"; Учебник НГТУ, Новосибирск 2002.
12. Гонсалес Р., Вуде Р. Цифровая обработка изображений. Пер. с англ. под ред. П.А. Чочиа. - М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
13. Гришин М.В. Сжатие изображений на основе шаблонно-блочного кодирования// Тезисы докладов XXXV Юбилейной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых Санкт-Петербургской академии гражданской авиации, -СПб, 2003.
14. Айфичер Э., Джервис Б. Цифровая обработка сигналов. Практический подход. / М., "Вильямс", 2004, 992 с.
15. Переберин А.В. «О систематизации вейвлет преобразований»// «Вычислительные методы и программирование», Т.2. 2001.
16. Переберин А.В. «О системе вейвлет преобразований»// «Вычислительные методы и программы» Т.2. 2001.
17. Солонина А., Улахович Д., Яковлев Л. «Алгоритмы и процессоры цифровой обработки сигналов»; «БЧВ-Петербург», СПб., 2002.
18. Уэлстид С., «Фракталы и вейвлеты для сжатия изображений в действии»; Триумф, М., 2003
19. В.И. Горбаченко «Вычислительная линейная алгебра с примерами на MATLAB». СПб.: БХВ-Петербург, 2011. – 320с.

Статьи в научных журналах:

20. Хамдамов У.Р., Махманов О.К. Цифровая обработка изображений на основе вейвлет-функций. // Республиканской научно-технической конференции «Проблемы информационных технологий и телекоммуникации», 15-16 марта 2012 г. – Ташкент, 2012.
21. Гришин М.В., Кухта Е.Н. Проблемы авторизации и идентификации маркированных изображений// Тезисы докладов XXXIV научно-

- технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых Санкт-Петербургской академии гражданской авиации, -СПб, 2002.
22. Гришин М.В. «Использование дискретных вейвлет преобразований для сжатия полутонных изображений». Вестник конференции молодых учёных СПбГУ ИТМО. Сборник научных трудов. Под ред. В.Л. Ткалич. Т. 1, СПбГУ ИТМО, 2004, стр. 254-261.
23. Дремин И.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А. «Вейвлеты и их использование»// «Успехи физических наук» Том 171 №5 Май 2001г.
24. Дьяконов В.П. «От теории к практике Вейвлеты»; Солон-Р, М., 2002.
25. Лукин А. «Введение в цифровую обработку сигналов (математические основы)»; Лаборатория компьютерной графики и мультимедиа, МГУ 2002.
26. Ю.Гришин М.В., Ожиганов А.А., Тропченко А.Ю. Сжатие изображений на основе выделения локальных однородных областей// В сб. «Информация и управление в технических системах. Научно-технический вестник СПбГУ ИТМО» Вып. 10, СПб., 2003, с.50-54.
27. Бекчанова Ш.Б., Зайниддинов Х.Н «Алгоритмы и структуры на основе быстрых преобразований Хаара». Техника юлдузлари. Ташкент, 2002, №4

Интернет сайты:

28. <http://gov.uz> (Правительственный портал Республики Узбекистан)
29. <http://google.com> (Поисковая система компании Google)
30. <http://matlab.com> (Поисковая система компании Google)

Приложение



O'ZBEKISTON RESPUBLIKASI INTELLEKTUAL MULK AGENTLIGI АГЕНТСТВО ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН

ELEKTRON HISOBLASH MASHINALARI UCHUN YARATILGAN DASTURNING RASMIY RO'YXATDAN O'TKAZILGANLIGI TO'G'RISIDAGI GUVOHNOMA СВИДЕТЕЛЬСТВО ОБ ОФИЦИАЛЬНОЙ РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭЛЕКТРОННО-ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ МАШИН

№ DGU 02635

Ushbu guvohnoma O'zbekiston Respublikasining "Elektron hisoblash mashinalari uchun yaratilgan dasturlar va ma'lumotlar bazalarining huquqiy himoyasi to'g'risida"gi Qonuniga asosan quyidagi EHM uchun dasturga berildi:

Настоящее свидетельство выдано на основании Закона Республики Узбекистан «О правовой охране программ для электронно-вычислительных машин и баз данных» на следующую программу для ЭВМ:

Масофавий ўқитиш ва электрон ресурсларни бошқариш бўйича интерактив хизматлар кўрсатиш ахборот тизими

Информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами

Talabnoma kelib tushgan sana:
Дата поступления заявки:

23.10.2012

Talabnoma raqami:
Номер заявки:

DGU 2012 0203

Huquq egasi(egalari):
Правообладатель(и):

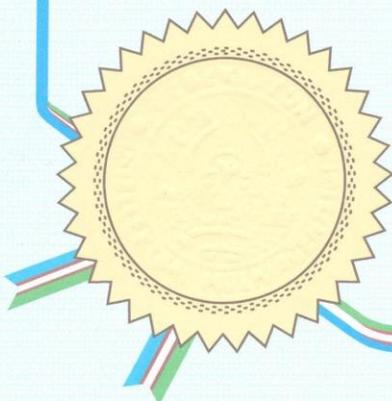
**Тошкент ахборот технологиялари университети, UZ
Ташкентский университет информационных технологий, UZ**

Dastur muallif(lar)i:
Автор(ы): программы

**Абдурахмонов Рустам Паттахович, Хамдамов Уткир Рахматиллаевич, Элов
Жамшид Бекмурадович, Махманов Ориф Кудратович, UZ**

O'zbekiston Respublikasi elektron hisoblash mashinalari uchun dasturlar davlat reestrída 19.11.2012 yilda Toshkent shahrida ro'yxatdan o'tkazilgan.

Зарегистрирован в государственном реестре программ для электронно-вычислительных машин Республики Узбекистан, в г. Ташкенте, 19.11.2012 г.



Bosh direktor v.b.
И.о. Генерального директора

3. Гиясов

ГОСУДАРСТВЕННЫЙ КОМИТЕТ СВЯЗИ, ИНФОРМАТИЗАЦИИ И
ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН
ТАШКЕНТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

ОТЗЫВ РУКОВОДИТЕЛЯ

на магистерскую диссертацию Махманова Орифа Кудратовича
на тему: «Алгоритмические и программные средства цифровой обработки
изображений на основе вейвлет-функций»

С прогрессом развитие средств вычислительной техники и широким распространением мультимедиа контента всё большая часть информации в вычислительных системах представляется в виде цифровых изображений. Поэтому проблема улучшения алгоритмов сжатия изображений достаточно актуальна. Сжатие изображений важно как для увеличения скорости передачи по сети, так и для эффективного хранения.

Современные методы обработки изображений в большой степени зависят от развития алгоритмических и структурных средств, а также элементного и архитектурного облика вычислительных средств.

Магистерская диссертация Махманова О.К. посвящена исследованию алгоритмов и программных средств обработки и сжатие цифровых изображений на основе дискретного ортогонального вейвлет преобразования и разработка информационной системы оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами, базирующегося на мультимедийном контенте.

Научная новизна магистерской диссертации заключается в том, что предложен алгоритм обработки изображений на основе кодирования локальных однородных областей с использованием дискретных ортогональных вейвлет преобразований, разработан алгоритм обработки мультимедийных данных и информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению, базирующегося на мультимедийном контенте.

В целом соискатель Махманов Ориф Кудратович справился с поставленной перед ним задачей, в процессе работы продемонстрировал способность к самостоятельной работе, на протяжении всего периода работы над диссертацией, выступал в конференциях с докладами и публиковал статьи.

Диссертационная работа Махманов О.К., соответствует требованиям, предъявляемым к магистерским диссертациям. Работа выполнена на высоком научном уровне и заслуживает присвоения степени магистра по специальности: 5А330204 – ИС.

Директор Центра РПП и АПК
при ТУИТ, К.т.н., доцент

Хамдамов У.Р.

**ГОСУДАРСТВЕННЫЙ КОМИТЕТ СВЯЗИ, ИНФОРМАТИЗАЦИИ И
ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН
ТАШКЕНТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

РЕЦЕНЗИЯ

на магистерскую диссертацию Махманова Орифа Кудратовича
на тему: «Алгоритмические и программные средства цифровой обработки
изображений на основе вейвлет-функций»

Представленная на рецензию магистерская диссертация соответствует актуальности сегодняшнего уровня развития прогресса в области информационных и компьютерных технологий.

Целью диссертационной работы является исследование алгоритмов сжатия цифровых изображений на основе дискретного ортогонального вейвлет преобразования и разработка информационной системы оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами, базирующегося на мультимедийные контенты.

Научная новизна проведенных исследований заключается в том, что:

- разработан алгоритм обработки изображений на основе кодирования локальных однородных областей с использованием дискретных ортогональных вейвлет преобразований;
- разработан алгоритм обработки мультимедийных данных и информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению, базирующегося на мультимедийные контенты.

Практическая значимость работы заключается в том, что предложенный алгоритм обработки мультимедийных данных и информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению, базирующегося на мультимедийные контенты позволяет пользователям получить практические навыки по использованию информационных технологий через сети Интернет в режиме онлайн. Использование предложенного алгоритма также позволяет получить мультимедийные данные с наименьшими размерами.

Содержание диссертационной работы соответствует требованиям, предъявляемым к магистерским диссертациям, изложение материала приводится грамотно в логической последовательности.

В качестве замечания можно отнести следующие: в работе недостаточно освещены структура взаимодействия функциональных модулей информационной системы и не приведены сравнительные характеристики разработанной программы с существующими.

В связи вышеуказанным считаю, что магистерская диссертация является законченной научно-исследовательской работой и заслуживает высокой оценки, а ее автор Махманов О.К. – присвоения ему степени магистра по специальности: 5А330204 – ИС.

Заведующий кафедрой
«Информационно-коммуникационные
технологии в управлении»
Академии государственного
управления при Президенте РУз,
доктор технических наук, профессор

Х. Н.Зайнидинов

**ГОСУДАРСТВЕННЫЙ КОМИТЕТ СВЯЗИ, ИНФОРМАТИЗАЦИИ И
ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН
ТАШКЕНТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

РЕЦЕНЗИЯ

на магистерскую диссертацию Махманова Орифа Кудратовича
на тему: «Алгоритмические и программные средства цифровой обработки
изображений на основе вейвлет-функций»

С прогрессом развитие средств вычислительной техники и широким распространением мультимедиа контента всё большая часть информации в вычислительных системах представляется в виде цифровых изображений. Поэтому проблема улучшения алгоритмов сжатия изображений достаточно актуальна. Сжатие изображений важно как для увеличения скорости передачи по сети, так и для эффективного хранения.

В работе разработана и предложена информационная система оказания интерактивных услуг по обучению на основе мультимедийных данных. Приведены основные возможности, структура информационной системы и алгоритмы обработки и воспроизведения мультимедийных данных. Создан баз данных информационной системы для хранения и обработки данные о тематиках, уроках, пользователях и заданий.

Целью диссертационной работы является исследование алгоритмов сжатия цифровых изображений на основе дискретного ортогонального вейвлет преобразования и разработка информационной системы оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению и управлению электронными ресурсами, базирующегося на мультимедийные контенты.

Научная новизна проведенных исследований заключаются в том, что:

- разработан алгоритм обработки изображений на основе кодирования локальных однородных областей с использованием дискретных ортогональных вейвлет преобразований;
- разработан алгоритм обработки мультимедийных данных и информационная система оказания интерактивных услуг по дистанционному обучению, базирующегося на мультимедийные контенты.

В целом магистерская диссертация представляет собой законченное научное исследование в выбранной области, на основании которого можно делать выводы об эффективности использования алгоритмов сжатие и обработки изображений, разработки программных средств для функционального преобразования информации.

В качестве замечаний можно отнести, что в работе следовало более последовательно и полнее рассмотреть вопросы моделирования и описания возможностей предложенного инструментального средства моделирования процессов обработки изображений для вычислительных систем.

Несмотря на отмеченные недостатки, считаю, что магистерская диссертация выполнена на высоком уровне и отвечающем требованиям к магистерским диссертациям, а сам автор заслуживает присуждения ученой степени магистр по специальности 5А330204 – ИС.

Заведующий кафедрой
«Электронная коммерция»
ТУИТ, доктор технических наук, профессор

М. Якубов